Journal of Technology Research (JTR)
Volume 1, Issue 1, (2023), pp 061-082, ISSN 3005-639X

Artificial Intelligence and Machine Learning: Part 1

Fundamental Technical Concepts and Ethical and Societal Challenges

Mohammed S. Elmusrati[1,2*]

1School of Technology and Innovations, University of Vaasa, Vaasa, Finland.
2Libyan Authority for Scientific Research, Libya.
*Corresponding author email: Mohammed.elmusrati@uwasa.fi

Received: 02-04-2023 | Accepted: 20-04-2023 | Available online: 15-06-2023 | DOI:10.26629/jtr.2023.06

ABSTRACT

This article explores the evolution of artificial intelligence (AI) from early rule-based systems to contemporary data-driven approaches. Traditional models faced limitations due to their inability to fully represent complex realities and the lack of sufficient data and computational power. The rise of machine learning and artificial neural networks marked a significant shift, relying on large datasets and advanced processing capabilities rather than novel mathematics. The study emphasizes artificial neural networks, inspired by the human brain, which consist of layers of artificial neurons learning by adjusting internal weights. A practical example illustrates predicting transformer failures using operational data, highlighting common challenges such as under fitting and overfitting. Deep learning, with its multi-layered architectures, enables the extraction of complex relationships from data, supporting applications in image, text, and speech processing. The article also addresses ethical challenges in AI, including unemployment, bias, critical decision-making, and deep fake generation. It stresses that AI itself is neutral, and its impact depends on how it is applied. When harnessed responsibly, AI can significantly benefit society in healthcare, education, governance, and even religious and cultural initiatives. The paper concludes by advocating for societal preparedness, strengthening education, and preserving cultural identity to mitigate potential risks while embracing the transformative potential of AI technologies.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Networks, Ethics.

الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة: الجزء الأول

مفاهيم تقنية أساسية وتحديات أخلاقية ومجتمعية

محمد سالم المصراتي[1،2]

[1]كلية التكنولوجيا والابتكارات، جامعة فازا، فازا، فنلندا

[2]الهيئة القومية للبحث العلمي، ليبيا

ملخـــــــص المقالة

تتناول هذه المقالة مسيرة تطور الذكاء الاصطناعي منذ بداياته المبنية على النظم المنطقية حتى ظهوره الحالي المعتمد على التعلم من البيانات الضخمة. فقد مثّل إدراك محدودية النماذج التقليدية، سواء لقصورها في تمثيل الواقع أو لغياب بيانات كافية وقدرات معالجة مناسبة، نقطة تحول نحو تبني خوارزميات تعليم الآلة والشبكات العصبية الاصطناعية. وقد

أبرزت المقالة أن سر نجاح هذه النماذج لا يعود إلى حداثة الرياضيات المستخدمة بقدر ما يرتبط بتوافر بيانات هائلة وتطور المعالجات والاتصالات. ركزت الدراسة على الشبكات العصبية بوصفها نموذجاً مستلهماً من الدماغ البشري، يعتمد على طبقات من الخلايا الاصطناعية تتعلم عبر تعديل الأوزان الداخلية. وعُرض مثال تطبيقي في التنبؤ بأعطال المحولات الكهربائية اعتماداً على بيانات تشغيلية، مع توضيح إشكاليات شائعة مثل قصور الملاءمة أو الإفراط فيها. كما تمت الإشارة إلى التعليم العميق الذي مكّن من بناء شبكات متعددة الطبقات بقدرات متقدمة، مما أتاح تطبيقات واسعة في معالجة الصور والنصوص والكلام. إلى جانب ذلك، ناقشت المقالة التحديات الأخلاقية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي، بما في ذلك قضايا البطالة، التحيزات، القرارات الحرجة، وظاهرة التزييف العميق. وأكدت في الختام أن الذكاء الاصطناعي أداة محايدة يمكن توظيفها إيجابياً في مجالات التعليم والصحة والخدمات الدعوية، شريطة تعزيز الوعي المجتمعي، وتطوير التعليم، وصون الهوية الثقافية لمواجهة المخاطر المحتملة.

الكلمات الدالة: الذكاء الاصطناعي، تعلم الآلة، الشبكات العصبية، الأخلاقيات

1. المقدمـة

منذ البدايات الأولى للنهضة الحديثة المرتبطة بتوليد الكهرباء والأجهزة الحاسوبية الأولى والانسان يتطلع الى بناء أجهزة يمكن أن تضاهي ذكاءه ويمكنها أن تقوم مقامه في التحليل والاستنباط واستخلاص المعلومات وحتى في أخذ القرارات المناسبة وبشكل آلي. ولعلنا نلمس هذا الطموح في روايات وقصص الخيال العلمي منذ أكثر من 100 عام وكذلك في بعض أفلام الخيال العلمي القديمة والحديثة. وبعد القفزات الهائلة في اختراع الحواسيب الأولى ثم اشباه الموصلات وما تبعها من الدوائر المتكاملة الأولى والتي نتج عنها أول حواسيب صغيرة الحجم نسبيا وذات قدرات حسابية تفوق آلاف المرات الحواسيب التي كانت تعمل بالصمامات أو الترانزستورات المفككة صار الإنسان يعتقد بأن هذا الحلم صار قاب قوسين أو أدني. وكانت المشكلة الأساسية أنه لم يكن من الواضح كيف يعمل الدماغ البشري وكيف يمكننا ان نبني استنتاجات واستدلالات ونستخلص معلومات من بيانات قد تكون مشوهة أوغير كاملة أو بيانات مفبركة او منحازة. هذا دفع بالعلماء وعلى مدار عقود طويلة للاعتكاف لدراسة الذكاء البشري وحتى ذكاء الكائنات الحية الأقل ذكاء من البشر وكذلك محاولات فهم سر الادراك عند البشر . هذه الدراسات ذهبت في مسارات مختلفة فهناك من كان يسبر غور الدماغ وآلية عمله والخلايا العصبية ودورها في الفهم والادراك وهناك من ذهب في مسار بعيد عن التركيب البيولوجي للدماغ وحاول أن يبني منطق التفكير البشري وارتباطها باللغة ومصطلحات واستدلالات اللغة وكيفية استخلاص معلومات منها وغيرها. وللأسف كانت نتائج كل المسارات محدودة ولم ترض الطموح البشري في بناء آلة قادرة على مضاهاة البشر في التفكير والاستدلال. في سنة 1950 وضع آلان تيرنغ اختبار لتقييم أداء الذكاء الاصطناعي يعرف باختبار تيرنغ Turing test وهو يعتمد على أن شخص يقوم بالتخاطب مع آلة مزودة بالذكاء الاصطناعي وفي الوقت مع إنسان آخر ويكون بينهم حجاب بحيث لا يعرف الآلة من الانسان، أي يكون بينهم حاجز ويكون التخاطب عن طريق الكتابة بلوحة المفاتيح و الإجابة تكتب على شاشة الحاسوب. يمكن للشخص المقيم أن يسأل ما شاء في موضوع معين وأن يحاول أن يخدع من يتحدث معهم. إذا عجز المقيم عن تمييز الذكاء الاصطناعي من الإنسان فنقول أن خوارزمية الذكاء الاصطناعي قد نجحت في التقييم. بالرغم من التفاؤل الكبير في تطوير آلة تضاهي وتتفوق على القدرات البشرية وذلك بعد التطور الكبير في تصنيع الشرائح الالكترونية المتكاملة وبداية عصر الحواسيب الشخصية

في السبعينيات والثمانينات من القرن الماضي إلا أنه للأسف ظل التطور في مجال الذكاء الاصطناعي محدود في مجالات ضيقة جدا على الأقل مقارنة بالطموح الأول. لم تتمكن أي خوارزمية للذكاء الاصطناعي من النجاح في اختبار تيرنغ حتى العام 2014، أي لمدة 65 سنة من المحاولات. وكان نجاحها محدودا على النقاش في مستوى طفل. أما النجاح الأكبر فيمكننا أن نقول أنه قد تحقق في العام 2023 بعد تطوير ما يسمى ChatGPT والذي وصل الى درجات غير مسبوقة من التفاعل العقلي بدرجة تكاد تصل الى الابداع الواعي. يمكننا حصر محدودية النجاح في تطوير الذكاء الاصطناعي خلال الفترة من الاربعينيات ولمدة تزيد على سبعين سنة في ثلاثة أمور أساسية:

المسار الذي كان يريد محاكاة الذكاء البشري اصطدم بمعضلة وهي أننا حتى اليوم لا نفهم بشكل كامل آليات عمل العقل البشري. بالرغم من أننا نعرف الان التركيب البيولوجي للدماغ وآليات عمل الخلايا العصبية وكيفية حفظ المعلومات، ولكن ماهية الادراك والتنسيق والتزامن العجيب ما بين مئات مليارات التشابكات العصبية لا تزال حتى اليوم من مجالات البحث العلمي والفلسفي. ولكن على كل حال نجحنا عبر فهم تركيب الدماغ وطريقة تواصل الخلايا العصبية في محاكاتها فيما يعرف اليوم بالشبكات العصبية الاصطناعية والتعليم العميق والذي يشكل أحد أعمدة الذكاء الاصطناعي الحديث كما سوف يتم التوسع فيه لاحقا.

المسار الذي كان يعتمد على تركيب منطق استدلالي لتمثيل الواقع ونمذجته حتى يسهل التعاطي معه وفقا لخوارزميات الذكاء الاصطناعي واجهته مشكلة وهي ان الواقع يوجد به عدد كبير جدا من الاحداث وكذلك درجة عالية من عدم اليقين uncertainty مما يصعب أو يستحيل تمثيل كل حالة على حدا. هذا المسار حقق نجاحات لا بأس بها عندما يتعلق الامر للعمل في بيئة محددة ويمكن تمثيلها بالكامل بشكل يقيني. على سبيل المثال لبناء ذكاء اصطناعي يلعب لعبة الشطرنج نجد أن البيئة معرفة ومحددة بالكامل ولا يوجد بها عدم يقين فرقعة الشطرنج تتكون من 64 مربعا ولدينا قطع الشطرنج ولكل منها له حركة محددة. وبالتالي اللاعب الخصم لديه عدد محدود (وإن كان كبير جدا) من استراتيجيات اللعب. وبالتالي يمكن وضع نظام منطقي يلعب الشطرنج ويستعمل طرق البحث لإيجاد أفضل نقلة ممكنة. يقوم نظام الذكاء الاصطناعي بالبحث في عدد نقلات مستقبلية ثم يقرر أي نقلة يمكنها أن تزيد احتمالية فوزه. يستحيل حصر كل خطوات لعبة الشطرنج من البداية وحتى النهاية لاختيار أفضل استراتيجية لعب متكاملة لان العدد سيكون ضخم جدا وهو اكثر بكثير من عدد حبات الرمل على الكرة الأرضية. بمعنى آخر بالرغم من أن رقعة الشطرنج محددة وواضحة ولا يوجد بها عدم يقين باستثناء النقلة التي سوف يختارها الخصم ومع ذلك فإن هناك الكثير من التحديات التقنية لبناء لاعب آلي يستطيع التغلب على لاعب ماهر من البشر ولم يتسنى ذلك الا في عام 1997 عندما تمكن حاسوب ضخم من تصميم IBM من هزيمة بطل العالم في الشطرنج. كان بإمكان هذا الحاسوب البحث عن أفضل نقلة بسرعة تصل الى 200 مليون نقلة في الثانية. لعب بطل العالم مع هذا الحاسوب 6 مرات فاز بطل العالم في مرة واحدة وفاز الحاسوب في مرتين وانسحاب في 3 مرات. أعتبر هذا التاريخ إنجاز عظيم للبشرية حيث تتمكن آلة ولأول مرة في هزيمة إنسان في لعبة عقلية استراتيجية. مع أن هناك من لا يعتبر استعمال عملية البحث الاعمى للوصول الى افضل نقلة أنها من ضمن الذكاء الاصطناعي، يمكن اعتبارها إحدى الأدوات ولكنها ليست ذكاء بالمعنى الدقيق. من جهة تخيل أننا نريد بناء ذكاء اصطناعي لسيارة تسير بشكل آلي وبدون سائق بشري، التحديات التقنية ستكون اكبر بكثير لوجود درجة من عدم اليقين في الطريق، أي عدد لا محدود من الاحداث الممكنة في الطريق. على سبيل قد تتفاجأ بسيارة تقابلك بشكل معاكس أو فيل ينام في وسط الطريق السريع في الهند مثلا، او زيت مسكوب على الطريق بسبب حادث سير، أو ان السيارة ذاتها تحدث بها اعطال تقنية أن تفقد السيطرة عليها أو يحدث عطل في إحدى

المتحسسات فتعطي قراءة خاطئة لمنظومة التحكم والقيادة في السـيارة وغيرها مما لا يمكن حصـره من الاحداث. فكيف سيتعامل الذكاء الاصطناعي مع احداث لا نتمكن من حصرها وتحديدها له؟ نحن البشر عندما نقود سيارة في داخل المدينة ثم نتفاجأ مثلا بكرة قدم تأتي أمام السـيارة فربما نأخذ الحذر ونتوقع أن يظهر امامنا طفل يجري من خلف الكرة، كيف سـنلقن مثل هذه الحالات الشاذة لخوارزميات الذكاء الاصطناعي؟

من أسباب محدودية النجاح في الذكاء الاصطناعي في الماضي شح البيانات وعدم كفاءة منظومات الاتصالات في توصـيل هذه البيانات وعدم توفر وسـائل تخزين ومعالجة ومحدودية قدرات الحوسبة في الأجهزة التجارية وعدم كفاءتها مقارنة مع استهلاكها للطاقة.

الأمور بدأت في التغير منذ بدايات العقد الثاني في الألفية الثانية حيث حدث تطور متسـارع وعلى ثلاثة محاور وبشـكل متوازي. المحور الأول هو زيادة القدرات الحسـابية للمعالجات مع كفاءة عالية جدا في اسـتهلاك الطاقة بحيث اصـبح من الممكن اجراء الكثير من الحسابات المعقدة ومعالجة الإشارات في المتحسسات او الهواتف المحمولة وبدون اهدار كبير للطاقة المحدودة في هذه الاجهزة. المحور الثاني هو مجال الاتصـالات وبالذات اللاسلكية وبدايات دخول الجيل الرابع لشبكات المحمول والذي يوفر سرعات اتصال عالي جدا للبيانات وفي بزمن تأخير قليل نسـبيا وبوثوقيه عالية. هذا فتح أبواب نقل البيانات بين الأجهزة من أي مكان وفي أي وقت واسس لاستعمال الخوادم أو ما يعرف بالتطبيقات السـحابية cloud applications. والمحور الثالث هو إعادة التفكير او بمعنى آخر إعادة صياغة وبشكل عملي في كيفية بناء نظم تدعم الذكاء الاصـطناعي. فعوضـا عن محاولة بناء منظومة تحاكي بدقة عمل الدماغ البشـري بشـكل حرفي والذي لانزال بعيدين عن فهمه بشكل كامل وعوضا عن محاولة بناء منظومة تعتمد فقط على المنطق لبناء نماذج رياضـية تتعامل مع البيئة المحيطة صـار التوجه أننا كيف نتعلم من البيانات المتاحة وبشكل هائل في بناء نماذج رياضية او وصفية وهو ما يسـمى بتعليم الآلة. بمعنى اسـتعمال الكم الهائل وغير المسـبوق في تاريخ البشـرية من البيانات والتي وفرتها شبكات الاتصـالات وسـهولة معالجتها وتخزينها سـواء محليا في الأجهزة أو على السحاب أو ما يسـمى بالحوسبة والتخزين السحابي Cloud Storage and Computing ثم نسـتخلص معلومات من هذه البيانات الهائلة والتي تكون مدخل لخوارزميات أعلى من طبقات الذكاء الاصـطناعي لأخذ القرارات المناسـبة. وفر تطور الذكاء الاصـطناعي وإمكانيات تعليم الآلة Machine Learning عدد يصـعب حصـره من النظم والخدمات الجديدة وبدأ بالفعل في تغيير دفة الكثير من العلوم التطبيقية والصناعية وحتى فيما يتعلق بالإنسان وصحته أو نظمه الاجتماعية الى اتجاهات جديدة وأفاق غير مسبوقة في التاريخ البشـري. ولكن بالرغم من المسـتقبل المشـرق التي قد توفرها هذه التقنيات إلا إنها لا تخلوا كذلك من السلبيات والتحديات. هناك الكثير من المقالات والبرامج التي تعرضـت لهذه الإمكانيات والتحديات في مجالات الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة بعضها يلامس الواقع وبعضـها لا يخلو من الخيال العلمي. موضـوع الذكاء الاصـطناعي وتعليم الآلة صـار واقعا في حياتنا شئنا أم ابينا وفي الواقع نحن لا نزال في الخطوات الأولى من هذه التقنية وتطبيقاتها. الذكاء الاصـطناعي بميلاده الجديد في العقد الثاني من الألفية الثانية لا يزال يحبو في مراحله الأولى. نحن في بداية عصـر تكنولوجي ستتغير فيه كثير من الأمور ليس فقط طريقة حياتنا التي اعتدناها بل حتى مفاهيم كثيرة قد تنقلب عند بعض الناس رأسـا على عقب. معرفة أسـس هذه التقنية ليسـت من الرفاهية المعرفية، بل صارت ضرورة ينبغي لكل شخص أن يعرف على الأقل أسـسـها العلمية. فكما في الدين هناك ما يجب معرفته بالضرورة للمسلم مثلا، فهذه التقنية صارت مما يجب معرفته بالضرورة على الأقل من اسسه التي يقوم عليها. في هذا التقرير أو المقالة المطولة سوف نركز على هذا الموضوع من الجانب التقني وهذا سـوف يزيل الكثير من اللبس أو الخيال المصـاحب وسـوف يعرض الموضـوع على حقيقته بدون مبالغة

وتهويل ولا تقليل من قيمته. قد نتعرض في تقرير تفصيلي آخر الى أسس تقنية ChatGPT وتحديتها وكيفية الاستفادة منها وتحجيم مخاطرها.

في الفصل التالي من هذا التقرير سوف سنتعرض أساسيات الذكاء الاصطناعي وتعريف ما يسمى بالعميل الذكي وكيفية عمله وكذلك نظرة عامة استكشافية على الذكاء الاصطناعي وعلاقته بتعلم الآلة ثم في الفصل الثالث نستعرض أنواع تعلم الآلة وإمكانياتها والتطبيقات المحتملة لكل نوع وفي الفصل الرابع نستعرض أحد أهم أنواع خوارزميات تعليم الآلة وهي ما يعرف بالشبكات العصبية الاصطناعية ونعرج في الفصل الخامس وبشكل سريع على التعليم العميق Deep Learning. الفصل السادس يناقش بعض القضايا الأخلاقية المصاحبة لتطبيقات الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة. أخيرا في الفصل السابع نضع ملخص للعلاقة ما بين أمتنا الإسلامية واجيالنا القادمة وهذه التقنيات ومقترحات أولية في كيفية التعاطي مع هذه التقنية.

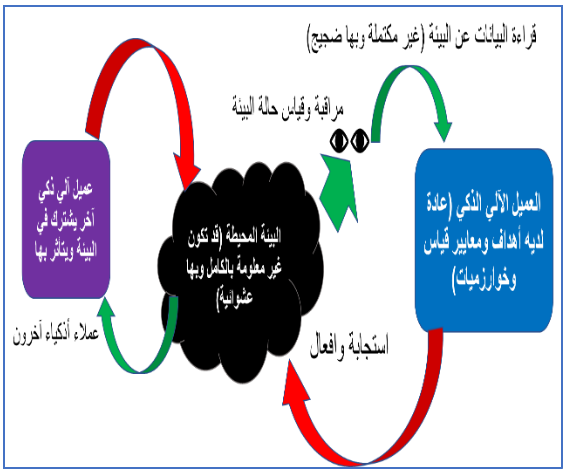
العميل الذكي وأساسيات الذكاء الاصطناعي Intelligent Agent and Fundamentals of AI

الذكاء الاصطناعي يمكننا تعريفه بأنه المنظومة التي يمكنها معالجة البيانات الواردة اليها من بيئة معينة وتستجيب لها بشكل ربما يمكن تشبيهه بالمنطق أو الطريقة البشرية. ففي الوقت التي يمكن للحواسيب إجراء العمليات الحسابية المعقدة وبسرعات تتعدى ملايين المرات قدرات البشر ولكنها في نفس الوقت تعجز تماما عن مضاهاة القدرات البشرية في استخلاص المعلومات من بيانات ناقصة والاستجابة لأحداث غير متوقعة او في قيادة السيارة في وسط طريق مزدحمة بالسيارات والبشر وحفر في الطريق وفي نفس يتحدث في مواضيع مختلفة مع راكب آخر مثلا أو حتى في التفريق ما بين الحيوانات المتشابهة، فمن السهولة بمكان للبشر أن يعرف الفرق بين القطة والكلب مثلا كما في الشكل 1، ولكنها بالنسبة للآلة أو الحاسوب فالأمر ليس بالسهولة التي قد نظنها مهما بلغت قدرات ذلك الحاسوب. أو مثلا أن ترى صديق بعد 20 سنوات وقد تغير شكله وربما صارت له لحية وفقد شعره ومع ذلك تتعرف عليه مباشرة وربما تتعرف عليه حتى وهو يلبس الكمامة وبمجرد رؤيته ربما تتذكر الكثير من الذكريات المشتركة الإيجابية او السلبية وغيرها، كل ذلك يحدث في أجزاء من الثانية. هذه القدرات الهائلة عند البشر بل حتى عند الحيوانات في تمييز الأنماط المختلفة وإن كانت مشوهة او غير متكاملة كانت معضلة كبيرة في كيفية تحقيقها بشكل آلي وباستعمال مستويات معقولة من الطاقة الكهربائية. الدماغ البشري يستهلك حوالي 12 وات من الطاقة فقط، وفي إحدى التجارب والتي أنجزت في حدود عام 2008 تم استعمال حاسوب ضخم supercomputer يحتوي على قرابة مليون معالج ويستهلك قرابة 12 مليون وات وذلك لمحاكاة ثانية واحدة فقط من عمليات الدماغ البشري فاستغرقت المحاكاة 40 دقيقة كاملة والعلماء يعتقدون أن ما تم محاكاته هو فقط 1% من قدرات الدماغ الحقيقية. في الفصل القادم سوف نتحدث وبشكل أكثر تفصيلا عن الاسباب الهائلة لقدرات الدماغ سواء البشري أو حتى الجهاز العصبي للحشرات.



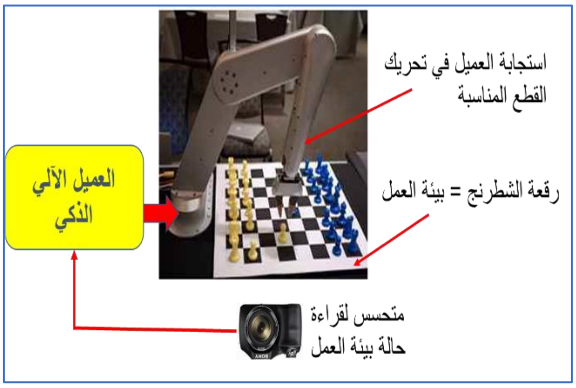
شكل 1 : من السهل علينا أن نتعرف على القط من الكلب في هذه الصورة ولكنها ليست بتلك السهولة على أنظمة التعرف الحاسوبي التقليدي.

العميل الذكي Intelligent Agent يستطيع الحصول على بيانات من البيئة التي يعمل بها ثم يعالج هذه البيانات ثم يعطي استجابة تؤثر في هذه البيئة بشكل ما ثم يتحصل على البيانات من جديد وهكذا كما هو مبين بالشكل 2.



شكل 1: العميل الذكي وتفاعله مع المحيط.

البيانات الواردة عن حالة البيئة المحيطة والتي يتفاعل معها العميل الذكي يتم قياسها بواسطة متحسسات Sensors (حرارية، صوتية، ضوئية أو غيرها) او كاميرا رقمية او رادار او جي بي أس GPSأو حتى لوحة المفاتيح أو غيرها الكثير من أدوات قياس حقيقية أو قد تكون افتراضية في عالم افتراضي virtual world كأن يكون عالم تخيلي على الشاشة كما في الألعاب. هذه البيانات يتم تزويدها للعميل الذكي والتي من المعتاد تكون غير متكاملة او متحيزة او مشوشة، فيستخدمها ليستخلص منها معلومات عن حالة البيئة المحيطة ثم يقارنها بالهدف الذي يريد الوصول اليه. من الفرق بين حالة البيئة الحالية والهدف الذي يسعى العميل الآلي للموصول اليه والتي يتم تحديدها بواسطة معايير محددة يتم اختيار أفضل استجابة ممكنة للوصول الى الهدف، هذه الاستجابة تكون من ضمن استراتيجية عمل العميل الذكي. وحتى نوضح فكرة العميل الذكي نأخذ بعض الأمثلة العملية. الشكل 3 يعطينا مثال بسيط وهو في حالة البيئة المحددة والتي ليس بها عشوائية او عدم يقين وهي رقعة الشطرنج. الرقعة محددة وعليها قطع محددة وكل قطع مسموح لها بتحركات معينة وفقا لقوانيين اللعبة. الشكل يوضح بشكل رمزي الكاميرا وذراع التحريك للقطع، ولكن في الحقيقة يمكن أن يكون كل شي في العالم الافتراضي مثل لعبة الشطرنج قد تكون على شاشة هاتفك الجوال او حاسوبك، ولكن المبدأ واحد. العميل الذكي يتعرف على حركة اللاعب الخصم ثم يستعمل خوارزميات مختلفة قد تكون معتمدة على البحث لإيجاد افضل نقلة للوصول الى الهدف وهو الفوز باللعبة وقد تكون معتمدة على التعليم الكثيف والمعزز او ما يعرف ب Reinforcement Learning كما سوف نبين لاحقا.



شكل 2: العميل الآلي الذكي يلعب الشطرنج.

مثال آخر أكثر تعقيدا من مثال لاعب الشطرنج وهو مثال سيارة الأجرة (التاكسي) ذاتية الحركة (أي دون سائق بشري). في هذه الحالة العميل أو السائق الآلي ينبغي أن يتعامل مع بيئة ديناميكية بها الكثير من عدم اليقين والعشوائية ولهذا فإن المعلومات التي يحتاجها حول حالة الطريق معلومات كثيرة، منها معلومات لحظية وكذلك حدسية أو متوقعة. علي سبيل المثال لا الحصر من المتحسسات المهمة: الجي بي أس GPS لتحديد المكان اللحظي للسيارة وكذلك جهاز الملاحة لتحديد المسار الى نقطة الوصول، يحتاج كذلك الى كاميرات في كل الاتجاهات ومن ضمنها الأرضية لتحديد خطوط المسار ويحتاج الى رادار لقياس المسافة مع السيارات التي امامه والتي خلفه وكذلك سرعاتها، يحتاج ميكروفون لسماع أي أصوات غريبة في الخارج او للتواصل مع الركاب، ويحتاج الى متحسسات لحالة السيارة ومحركها واذا كان هناك أي خلل. هذه المتحسسات او مداخل البيانات للعميل الذكي، فما هي المخارج او الاستجابات؟ طبعا يجب أن تتضمن أدوات التحكم مثل إمكانية تحريك المقود وجهاز التسارع للوصول الى السرعة المطلوبة

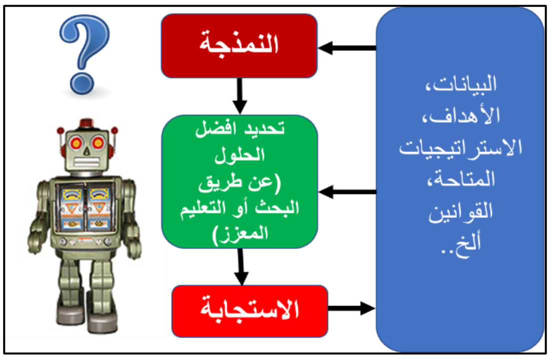
وجهاز المكابح وإمكانية التحكم في المصابيح ومصابيح الإشارة وتشغيل المنبه في حالة الخطر وغيرها. الان ماهي أهداف السائق الآلي؟ طبعا على رأس الأهداف يأتي توصيل الركاب الى مبتغاهم بشكل آمن وفي وقت مناسب وعدم تشكيل أي خطر على من هم في الطريق من مشاة، او سيارات أخرى او دراجات هوائية او نارية وغيرها وعدم اتلاف الأملاك العامة واتباع قوانيين المرور وآداب القيادة وتقليل استهلاك الطاقة او الوقود وغيرها من الأهداف. وأخيرا ما هي طبيعة البيئة التي يتوقعها السائق الآلي؟ هذه البيئة تحوي عدد كبير جدا من الأشياء مثل طرق السيارة والجسور، طرق لقطع الطريق الخاص بالمشاة، رصيف المشاة، رصيف الدراجات الهوائية، سيارات او درجات في الطريق، التقاطعات الضوئية، علامات المرور، حوادث سير في الطريق، حفر فجائية او مطبات، اشخاص يجتازون في أي وقت ومن أي مكان بشكل غير قانوني، سائقون سيئون او متهورون، شاحنات ضخمة في أماكن غير مناسبة لهم، طرق مقفلة بشكل فجائي للصيانة او غيرها. هذه بعض من الحالات التي قد تكون في بيئة السائق الآلي. السائق البشري يمكنه التعامل وبشكل تلقائي مع كل هذه الظروف، سواء كانت اعتيادية أو غير متوقعة، ولكن الامر به تحدي تقني كبير عندما نريد استبدال السائق البشري بآخر آلي.



شكل 3 : تصور مستقبلي للتاكسي بسائق آلي.

يمكننا تلخيص طريقة عمل العميل الذكي في ثلاث خطوات، الأولى نمذجة العملية والتي يمكن ان تكون خليط من النماذج الرياضية والوصفية والاحصائية ثم آلية لإيجاد أفضل الاستجابات الممكنة مع اعتبار عامل الزمن والتعقيد. على سبيل المثال إذا واجه السائق الآلي حدث فجائي في الطريق ويحتاج الى اتخاذ استجابة في زمن لا يتجاوز نصف ثانية، عندها لا توجد لدينا رفاهية البحث عن أفضل الحلول والتي قد تحتاج الى دقائق وأحيانا الى ساعات طويلة من البحث على المعالج الرقمي، بل يجب اتخاذ الاستجابة المناسبة في خلال الزمن المتاح وهو نصف ثانية فقط. الشكل 5 يبين لنا بشكل مبسط جدا الخطوات التي ينبغي للعميل الذكي أن يتخذها للوصول الى حل مناسب وليس بالضرورة أن يكون فقط الحل الأمثل. أغلب الحالات العملية عند نمذجتها نتحصل على خوارزميات تسمى NP Complex وتعني أن تعقيد البحث (أي الزمن الذي يحتاجه المعالج الرقمي) حتى نصل إلى الحل الأمثل optimum solution يتزايد بشكل لا يمكن تمثيله بأي درجة من المعادلات متعددة الحدود Polynomials. على سبيل المثال لو كان لدينا مكنسة كهربائية ذاتية العمل ومزودة بكاميرات وأجهزة تحسس وذكاء اصطناعي للتحرك والتنظيف الآلي في البيت. لو فرضنا أن في البيت 3 غرف وكل غرفة لها موضع معين في البيت ومساحة محددة والهدف هو أن ينجز العميل الذكي عملية التنظيف باستهلاك اقل طاقة كهربائية ممكنة. فلو فرضنا أن المعالج الرقمي سيبحث عن المسار الأفضل وكيف يبدأ في الغرف وكيف سيجمع الاوساخ في كل غرفة. فوجدنا أن إيجاد الحل الأمثل أخذ زمن مقداره نصف ثانية على المعالج الرقمي الذي يستعمله العميل الآلي الذكي. ثم لو وضعنا هذه المكنسة الكهربائية الآلية في بيت به 6 غرف مثلا فسنلاحظ أن الزمن الذي ستحتاجه لإيجاد المسار الأمثل سيقفز من نصف ثانية الى ساعتين من البحث مثلا! يعني بمضاعفة عدد الغرف تضاعفت الحسابات المطلوبة والزمن لإنجازها اكثر من 14 ألف مرة. ثم إذا اردنا ان نوجد المسار الأمثل مثلا في فندق كبير به 50 غرفة فسنجد أن الزمن الذي يحتاجه العالج الرقمي لإيجاد المسار الأمثل سيقفز

مثلا الى 10 آلاف سنة. وبالتالي مثل هذا التزايد الرهيب والسريع جدا والذي لا يمكن حده بمعادلة متعددة الحدود تسمى بمشكلة NP. ولهذا فإننا في جل تطبيقات الذكاء الاصطناعي نستعمل خوارزميات لإيجاد حلول مناسبة وفعالة ومرضية بدلا عن الحلول المثلى والتي قد يستحيل الوصول اليها في زمن معقول.

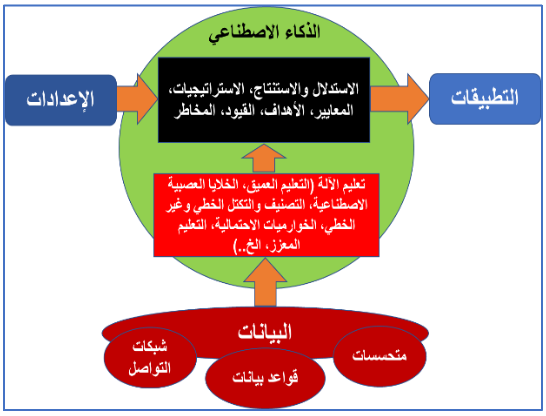


شكل 4: خطوات عمل العميل الآلي الذكي.

ربما لاحظت في الشكل 2 انه قد يكون هناك عملاء اذكياء آخرون يتشاركون مع بعضهم بشكل تنافسي في ذات البيئة. هناك الكثير من التطبيقات الذكية التي قد يتنافس فيها عملاء اذكياء آليون على سبيل المثال اذا قامت شركة بإنشاء محل لبيع تجزئة على الانترنت ووضعت عميل آلي ذكي لإدارة السوق ووضع الأسعار والتعامل مع الزبائن وقامت شركة أخرى بإنشاء سوق آخر لبيع بضاعة مشابهة وكلا السوقين موجهين الى ذات الزبائن او الى نفس الرقعة الجغرافية. الان كيف سيعمل كل عميل ذكي في إدارة السوق من حيث وضع الأسعار وهامش الربح وخدمات ما بعد البيع وذلك لاستقطاب أكبر عدد ممكن من الزبائن. رفع الأسعار يزيد من هامش الربح إذا تم البيع، ولكنه سيقلل من عدد الزبائن والذين وقد يذهبون للشراء من السوق الالكتروني الآخر. تخفيض هامش الربح بشكل كبير يؤدي الى زيادة الزبائن ولكنه يقلل من الأرباح. هناك استراتيجيات أخرى مثل تخفيض جودة المنتجات المعروضة من اجل خفض الاسعار دون خفض الأرباح، ولكن هذا قد يؤدي الى فقدان السمعة وثقة الزبائن. إيجاد الاستراتيجيات المناسبة تسمى بنقاط اتزان ناش Nash Equilibrium وهي تتبع ما يسمى بنظرية اللعبة Game Theory. نظرية اللعبة تعتبر مهمة جدا في عالم الاذكاء الاصطناعي وبالذات عندما يتعلق الامر باتخاذ قرارات في وجود بيئة تنافسية. توجد تطبيقات أخرى حيث أن العملاء الآليون يفضلون التعاون على التنافس كما في السيارات ذاتية الحركة. فلو تخيلنا في المستقبل أن غالبية السيارات في الطريق سوف يقودها الذكاء الاصطناعي عندها ربما كل العملاء الآليون سيتبادلون معلومات الطريق وربما يساعد بعضهم بعضا، فمثلا إذا كان سائق آلي لديه راكب مستعجل ليلحق المطار مثلا يساعده الآخرون في افساح الطريق أو تحذير بعضهم لوجود حادث او طريق مغلق فجأة او غيرها. أو تخيل سيارة ذاتية الحركة تبحث عن وسط المدينة المزدحم عن مكان موقف سيارات مجاني. فترسل إشارة بذلك فتستجيب لها سيارة بقيادة آلية أخرى بأنها سوف تغادر مكانها بعد 5 دقائق وترسل لها عنوان المكان بالضبط. وبالتالي سوف تتذكر هذه السيارة المعروف من تلك السيارة وتقوم كذلك بمساعدتها إذا مرت بظرف مشابه في البحث عن موقف للسيارات. هذا النوع من التعاون يسمى باللعبة التعاونية Cooperative Game Theory. وهذه ليست من الخيال العلمي بل توجد خوارزميات تعمل في تطبيقات مشابهة.

تعليم الآلة Machine Learning من جهة أخرى يعبر عن إمكانية استخلاص معلومات من البيانات المتوفرة. وتعليم الآلة يتعامل مع البيانات كبيانات بغض النظر عما تمثله. مثلا لو كان من ضمن هذه البيانات الرقم 60 فربما يعني درجة حرارة المحرك وربما عمر أو وزن شخص وربما مصاريفك من محل البقالة. كلها مجرد ارقام وتتعامل معها الآلة كأرقام ومن يعطيها معنى هو التطبيق ومن طبقه أو من يفسر النتائج المتحصل عليها. وبالتالي سنجد خوارزمية تعليم الآلة هي نفسها يمكن أن تستخدم في تطبيقات كثيرة ومختلفة جذريا. بعض المهتمين بمواضيع الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة أو التعليم العميق قد يشكل عليه الفرق أو العلاقة بينها. في الحقيقة التعليم العميق Deep Learning ما هو الا

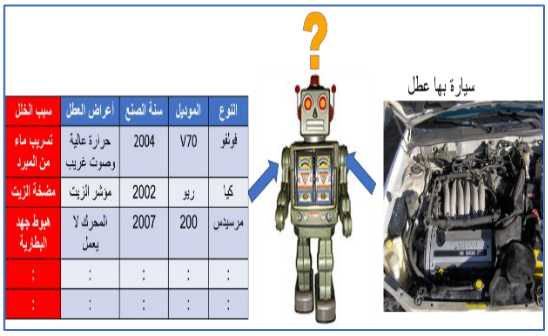
نوع من خوارزميات تعليم الآلة. وتعليم الآلة بشكل عام يقع تحت مظلة الذكاء الاصطناعي كما هو مبين بالشكل 6. أما تفاصيل أنواع تعليم الآلة والتعليم العميق فسيكون موضوع الفصل القادم.



شكل5: العلاقة ما بين الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة

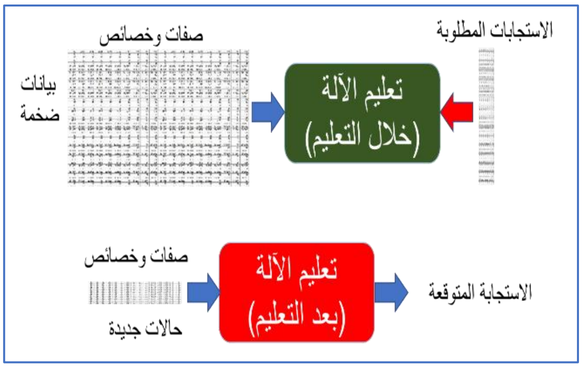
تعليم الآلة وانواعها وتطبيقاتها Machine Learning Algorithms and Applications.

كما أشرنا في الفصل الماضي فتعليم الآلة يعتمد على مبدأ إيجاد العلاقات أو النمذجة بالاعتماد على البيانات. تعليم الآلة يعتمد نجاحه بشكل كبير على توفر كم هائل من البيانات المختلفة. فلنفترض على سبيل المثال أننا نريد إنشاء منظومة ذكية لورشة تصليح سيارات تتمكن من الكشف السريع على أعطال السيارات القديمة نسبيا وغير المجهزة بمنظومات الكشف الذاتي. قامت المؤسسة التي تدير هذه الورشة بتجميع آلاف الحالات السابقة والمتوفرة في قواعد بياناتها وقامت بتعليمها لخوارزمية تعليم الآلة.



شكل 6: الورشة الذكية لكشف اعطال السيارات.

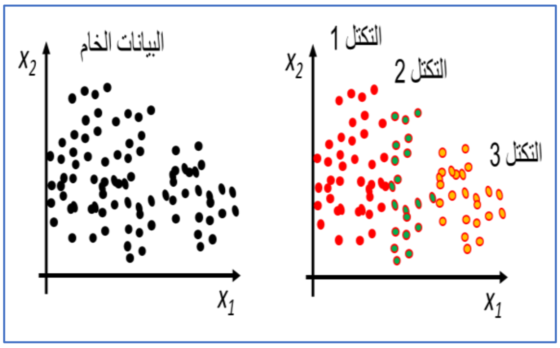
نقوم في تعليم الآلة بعرض كل الحالات السابقة التي توجد لدينا في قواعد البيانات على خوارزمية لغة الآلة كمداخل مثل نوع السيارة وعدد الاميال والموديل والسنة وكذلك أعراض العطل التي بسببه أتت السيارة الى ورشة الصيانة ثم نقوم بتلقين (تعليم) الخوارزمية ماذا كان العطل في تلك السيارة وهو ما يسمى بالمخرج المطلوب (desired output). هذه الخبرة المتراكمة في أوراق الصيانة في الورشة او في قواعد البيانات وربما لعشرات السنيين ولآلاف السيارات والحالات قمنا الآن بتعليمها كلها لخوارزمية تعليم الآلة. الآن بعد عملية التعليم والتي سوف نتعرض لها بشي من التفصيل لاحقا، يتم عرض حالة جديدة وهي سيارة بها عوارض عطل معين. نقوم بإدخال بيانات السيارة مثل الموديل والسنة وكل المعلومات الموجودة حول السيارة ثم نقوم كذلك بإدخال أعراض العطل في السيارة. عندها خوارزمية تعليم الآلة والتي تعلمت آلاف الحالات السابقة سوف تقوم باقتراح أكبر احتمال ممكن لسبب العطل ولو كانت الخوارزمية موصولة بالعميل الذكي والذي بدوره يتحكم في ذراع آلية يمكنها أن تكشف على العطل الذي اقترحته خوارزمية تعليم الآلة بشكل آلي وبدون تدخل بشري. فإذا كان هذا الاقتراح الذي أعطته خوارزمية تعليم الآلة صحيحا فهذا جيد. ولكن لو لم يكن الاقتراح صحيحا فعندها العميل الذكي سيطلب من خوارزمية تعليم الآلة أن تعطيه السبب الممكن الثاني حسب الاحتمالات. وهكذا تستمر هذه العملية حتى يتم إيجاد السبب الحقيقي المسبب للعطل. وعندها يتم تحديث خوارزمية تعليم الآلة بالمعلومة الجديدة من حيث البيانات وسبب العطل. وبالتالي سنجد خبرة هذه الورشة الذكية دائما في ازدياد وتحسن. نفس المفهوم يمكننا تعميمه في استعمال تعليم الآلة في التعلم من البيانات على تطبيقات أخرى لا حصر لها، على سبيل المثال الطبيب الذكي لتشخيص الامراض، اكتشاف الرسائل الالكترونية الخطرة او الدعائية، تشخيص حالة الاسواق وفرص الاستثمار أو المخاطرة، المعاملات البنكية وتصنيف الزبائن، تطوير الادوية، توقعات الطلب سواء على الطاقة او منتج معين حتى يمكن إيجاد النسب المثلى للإنتاج وغيرها كثير. الشكل 8 يوضح لنا بشكل عام كيفية تعليم الآلة من البيانات بغض النظر عن التطبيقات.



شكل7: تعليم الآلة خلال وبعد عملية التعليم.

المثال السابق لتعليم الآلة يسمى بالتعليم التلقيني أو التعليم تحت الاشراف (Supervised Learning) والسبب كما هو واضح أننا نستخدم بيانات سابقة عرفنا فيها الاستجابة الحقيقية. مثلا لو ذهبت الى شركة الكهرباء التي تبيع الكهرباء في مدينتك ستجد لديهم قائمة بمعدلات استهلاك الكهرباء في المدينة لكل السنوات الماضية وقد تجد معلومات أخرى مثلا درجات الحرارة والطقس والاحداث التي كانت مثلا كأس العالم لكرة القدم وسهر الناس على المباريات وكيفية انعكاس ذلك على زيادة الطلب على الطاقة. المهم أن هذه الاحداث الماضية يمكننا تعليمها بالتعليم التلقيني لتعليم الآلة والتي يمكننا استعمالها لاحقا في التنبؤ بالطلب ويمكن استعمال الخطأ ما بين التنبؤ والواقع بعد ظهوره في تطوير وتحسين أداء خوارزمية تعليم الآلة. التعليم التلقيني في تعليم الآلة ينقسم الى نوعين وهما التعليم الرقمي Regression والتعليم التصنيفي Classification . التعليم الرقمي هو عندما تكون الاستجابة المطلوبة عبارة عن ارقام حقيقية مثل استهلاك الطاقة بالكيلووات أو درجة الحرارة المتوقعة وغيرها. أما التعليم التصنيفي فهو عندما تكون الاستجابة عبارة عن تصنيف أو تبويب معين. على سبيل المثال نوعية العطل المحتمل في السيارة ليست رقم، بل صنف، على سبيل المثال العطل A يعني خلل في النضيدة، العطل B يعني العطل في مضخة البنزين، العطل C يعني العطل نقص سائل التبريد في مبرد السيارة وهكذا. نفس الحالة تقابلنا في تحديد مكان الأعطال في شبكة الكهرباء بناء على قياسات وأعراض معينة بالشبكة. أو مثلا هل الايميل مهم او يمكن تصنيفه كخردة بدون أهمية. أو هل الوضع الأمني مستقر أو ينبغي أخذ الحذر وفقا للمعلومات المتوفرة. كل هذه الحالات يكون التعليم التلقيني مبني فيها على التعليم التصنيفي Classification . ليست كل البيانات المتوفرة تكون الاستجابة فيها معروفة تماما أو غير كاملة أو غير موثوق فيها، أي متحيزة أو مفبركة بحيث لا ينبغي استعمالها. في مثل هذه الحالات لا نستطيع استعمال التعليم التلقيني للبيانات لأن الاستجابة غير معروفة فكيف سنجري تعليم الآلة؟ في مثل هذه الحالات نستعمل نوع من التعليم يعرف بالتعليم غير التلقيني Unsupervised Learning. يعتمد هذا النوع من التعليم على البحث عن البيانات التي يوجد بينها تشابه قد يكون تشابها عميقا يصعب ملاحظته بدون خوارزميات رياضية دقيقة لاكتشاف هذا الترابط ثم يقوم بتشكيلها في عناقيد وتجمعات كل على حدى أو ما يعرف Clustering. ويمكن دراسة كل تكتل ومعرفة ماهي الخصائص المجتمعة فيه ويمكن للعميل الآلي الذكي او عالم البيانات Data Scientist أن يستنتج ويستخرج معلومات جديدة ربما تكون غير معروفة سابقا. على سبيل المثال لو كان لدينا عدد ضخم من البيانات لمرضى في المستشفيات ثم استعملنا كل الخصائص والصفات الموجودة في تلك البيانات في عملية تعليم غير تلقيني وقامت الخوارزميات بتشكيل عناقيد وتكتلات للمرضى وفقا لتلك البيانات. وبعد دراسة إحدى التكتلات وجدنا أن الشي المشترك فيها أن غالبية المرضى يعانون من نفس المرض ثم وجدنا أنهم مشتركون في أنهم مدخنون وأن غالبيتهم من طبقة اجتماعية معينة أو من سكان مدينة معينة في البلد وعندها يمكن للبحاث استعمال هذه المعلومات الجديدة في وضع تفسيرات منطقية وربما تؤدي الى إيجاد حلول لتقليص نسب ذلك المرض مثلا. الشكل 9 يبين لنا بيانات ذات بعدين، أي تتمثل بصفتين فقط وذلك قبل اجراء التعليم غير التلقيني ثم بعد إتمام التعليم غير التلقيني. طبعا عندما نتحدث عن بيانات في بعدين او ثلاثة يمكن بسهولة ملاحظة البيانات المتشابهة خصوصا عند استعمال المسافة

الإقليدية البسيطة، ولكن تخيل لو أن لديك بيانات تتكون من عشرات أو مئات الصفات.

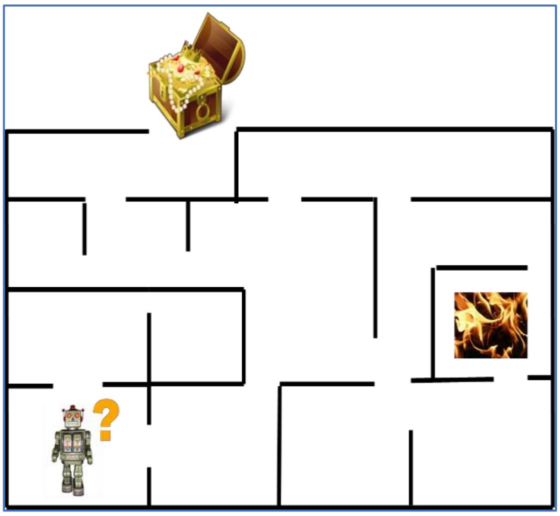


شكل 8: التعليم غير التلقيني بتجميع البيانات المترابطة.

من الحالات الممكنة كذلك ما يسمى بالتعليم نصف التلقيني وهو في الحالات التي يوجد لدينا الوسم Label لعدد قليل من البيانات والبقية بدون استجابة معروفة. أو إذا كنا نعلم مسبقا التوزيع العشوائي للبيانات وعدد التكتلات فيها فيمكننا استعمال أي معلومات متوفرة لإنجاز عملية تعليم الآلة وفي هذه الحالة تسمى بالنصف أو التعليم شبه التلقيني.

الحالة الأخيرة لخوارزميات تعليم الالة والتي سوف نستعرضها هنا هي في حالة عدم وجود بيانات او في حالة رغبتنا في حث الآلة أن تتعلم بدون تلقين أي إجابة، أي أننا نريد من الخوارزمية أن تبدع في إيجاد إجابة قد لا تخطر على بال الإنسان الذي برمجها. هذه تسمى بالتعليم المعزز Reinforcement Learning. في هذا النوع من التعليم ليس لدينا استجابة مثالية نعلمها للخوارزمية، ولكن لدينا ناقد يخبر الخوارزمية إذا ما كانت المحاولة جيدة او فاشلة، ولكن من دون أن يعطيه الإجابة. لكي نقرب المعنى للتصور الذهني تخيل معي أنه لدينا روبوت ألي مزود بكاميرات ومحركات تمكنه من الحركة في أي أتجاه ووضعنا هذا الروبوت في متاهة كما هو مبين في الشكل 10.

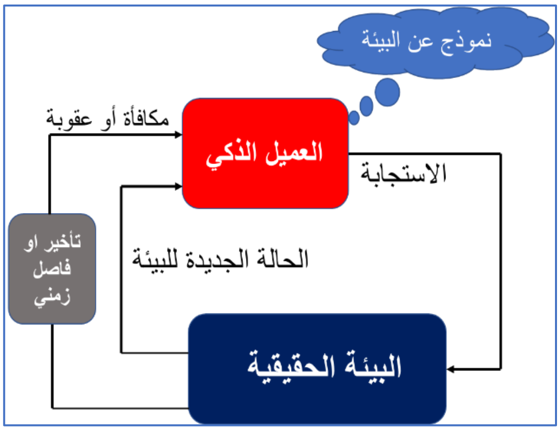
فلنفترض أن الروبوت لم يتم تزويده بأي معلومات عن المتاهة. ولا نعلمه كيف من المفترض عليه أن يعمل لكي يخرج من المتاهة. كل ما نعلمه هو أننا كل فترة زمنية محددة ننظر الي موضعه في المتاهة، فإذا وجدناه



شكل10: التعليم المعزز ومعضلة المتاهة.

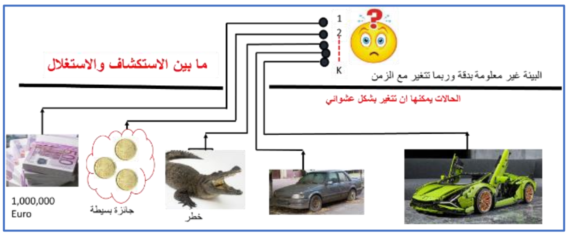
محشور في أي مكان غير مكان الكنز (المخرج) نعاقبه بإعطائه درجة صفر او درجة سلبية (إذا دخل الى مكان محظور مثل النار التي في الشكل). من الناحية العملية هذه يمكن إنجازها بوضع كود QR في كل غرفة يدخل اليها يقوم بقراءتها بواسطة الكاميرا، هذا الكود يكون إيجابي فقط عند المخرج او الغرفة المطلوبة. وهكذا نستمر في نقده، وكل ما يتحصل على عقاب فهو سوف يطور من خوارزميته ليبحث عن خطة او سياسة جديدة ليتبعها ولكن بدون تدخل منا نحن البشر. وعندما يصل الى المخرج والكنز نكافئه بدرجة إيجابية فيعرف أنه حقق المطلوب. ثم نعيده في مكان آخر من المتاهة ونعيد العملية كلها من جديد. بعد مئات أو آلاف التجارب سوف يطور هذا الروبوت من أساليب خاصة به للخروج من المتاحة وسوف نلاحظ انه كلما رأى متاهات مختلفة كلما أصبح أكثر خبرة ويحتاج الى وقت أقل للخروج من متاهات حتى لم يكن قد مر بها من قبل. بمعنى آخر أصبح الروبوت يطور خبرته الخاصة به وليس عن طريق تجارب البشر التي نستعملها في التعليم التلقيني. مثال آخر يوضح لنا الفرق بين التعليم المعزز والتعليم التلقيني. تخيل أننا قمنا بتعليم خوارزمية تعليم الآلة طرق لعب أفضل اللاعبين البشر للعبة الشطرنج. يوجد كتب كثيرة تحتوي على مئات آلاف النقلات لقطع الشطرنج للاعبين كبار. بعد التعليم يصبح العميل الذكي ماهر في لعبة الشطرنج، ولكن مهارته مستنبطة من آلاف الأمثلة

التي تم تعليمها له. وبالتالي قدراته ستكون محصورة بقدرات البشر الذين تم استعمال خبرتهم في تعليم الخوارزمية. من جانب آخر وبشكل مختلف في التعليم المعزز فإننا لا نستعمل أي خبرات تعليمية سابقة، فقط نجعل الخوارزمية تستكشف وحدها النقلات وكلما تخسر تتحصل على عقوبة بدرجة سلبية وكلما فازت في نهاية اللعبة تتحصل على مكافأة بدرجة إيجابية وهكذا يتم توليف معاملات الخوارزمية التعليمية وتبني قدراتها وخبرتها الذاتية في الاستجابة. من أهم عيوب التعليم المعزز أنه يحتاج الى عدد كبير جدا من المحاولات حتى يبني خبرة يمكن الاعتماد عليها. على سبيل المثال في لعبة الشطرنج يمكن أن نصمم بالتعليم المعزز عميلين ذكيين يلاعبان بعضهما البعض لملايين المرات حتى يصبحا خبراء في اللعب. أو يمكن استعمال خليط ما بين التعليم التلقيني ومع التعليم المعزز للحصول على نتائج ممتازة في وقت محدد كما تم ذلك في الشات جي بي تي ChatGPT كما سوف نستعرضها بالتفصيل في الجزء الثاني. الشكل 11 يبين لنا الفكرة التي تبنى عليها التعليم المعزز.



شكل9 : التعليم المعزز.

يدور عمل التعليم المعزز بين الاستكشاف Exploration والاستغلال Exploitation. بمعنى لو العميل الذكي كان في بيئة لا يعلم عنها شيء فيحتاج في البداية أن يستكشف البيئة وذلك باتخاذ خطوات عشوائية ويقوم بتقييم تلك الخطوات بحسب النتيجة سواء بالتوبيخ أو الاستحسان (النقد) والذي سوف يأتيه ولو بعد زمن، على سبيل المقال سوف يحصل على النقد في لعبة الشطرنج بعد انتهائها سواء فاز او خسر. يعني لا معنى لتوبيخ أو مكافأة بسبب نقلة او حتى عدة نقلات لقطع الشطرنج. المهم هو هل سيفوز او سيخسر اللعبة. فاذا أدت الخطوات الاستكشافية الى مكافأة (الفوز) فيمكن البداية في استغلال تلك السياسة او الخطة مع محاولات إيجاد حلول أفضل. أي أن الخوارزمية دائما تعمل ما بين الاستكشاف والاستغلال. الشكل 12 يمثل لنا مثالا بسيطا جدا لشرح عمل التعليم المعزز.

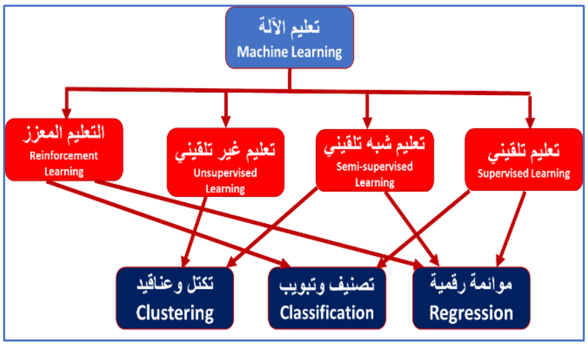


الشكل10 مثال بسيط عن مفهوم عمل التعليم المعزز.

في هذا المثال نفترض عميل آلي ذكي يلعب في لعبة تتكون من خطوة واحدة فقط. وهي تعتمد على اختيار واحد من عدد K من المفاتيح أو الخيارات. أي مفتاح يضغطه يتحصل مباشرة على المكافأة أو العقوبة. درجة المكافأة أو العقوبة تختلف بحسب المفتاح الذي يتم ضغطه. نعتبر هنا أن العميل الذكي في البداية لا يعلم ماذا سيكون خلف كل مفتاح ولهذا فهو يبدأ بمرحلة الاستكشاف. فلو كانت نتيجة المفتاح الذي ضغطه نتيجة سلبية فهو سوف يتجنب ذلك المفتاح في المستقبل. ولو كانت إيجابية فهو بين أمرين إما أن يستغل معرفته بهذه النتيجة بحيث يلعب كل مرة بضغط ذات المفتاح ليحصل على ذات المكافأة او يعود الى الاستكشاف ومحاولة العثور على قيمة إيجابية أو مكافأة أكبر. في الواقع يمكن أن تكون مثل هذه اللعبة البسيطة أكثر تعقيدا عندما تكون نتائج المفاتيح متغيرة وغير يقينية. بمعنى أنه إذا تحصل على نتيجة إيجابية من ضغط مفتاح معين فلربما نتيجة ذات المفتاح تكون سلبية في وقت آخر. وبالتالي سيكون من مهام العميل الذكي بناء نموذج احصائي للعشوائية التي يلاحظها بالتغيرات لما وراء المفاتيح من نتائج وذلك بمساعدة نظرية الاحتمالات. يمكن عندها

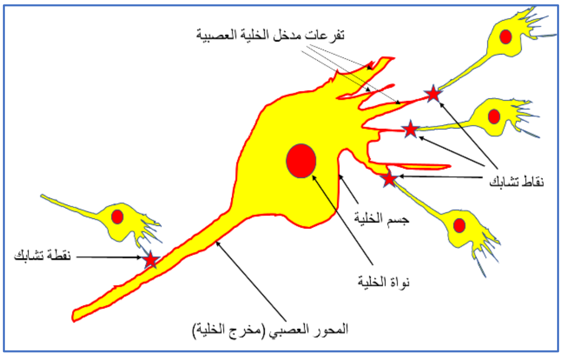
بناء توزيع احتمالي دقيق يمكن العميل الآلي من التخمين الدقيق الى حد ما لما ســوف يتحصـــل عليه خلف كل مفتاح، ولكنه سـوف يحتاج إلى عدد كبير من المحاولات الاستكشـافية للوصـول الى هذا النموذج. توجد العديد من الخوارزميـات النــاجحـة لنمـذجـة وعمـل التعليم المعزز ويعتبر أحد الاعمدة الأساسية في نجاح الثورة الأخيرة في نظم الذكاء الاصـطناعي والمعروفة بالشـات جي بي تي ChatGPT.

المعادلات والخوارزميات الرياضـــية التي تبنى عليها كل أنواع الذكاء الاصطناعي تعتبر من الرياضيات التطبيقية والاحصـــائية متوســـطة التعقيد. كل هذه المعادلات والخوارزميات ليســـت جديدة في ذاتها وقوة التطبيقات الحديثة نابعة من التدفق الهائل للبيانات والتقدم المذهل في الاتصـــالات اللاســلكية والمعالجات الحاســوبية ذات الكفاءة الهائلة. الشـكل 13 يبين لنا بشـكل مبسـط أنواع خوارزميات تعليم الآلة. في هذه المقالة المختصـرة سـوف نسـتعرض أحد خوارزميات الذكاء الاصـطناعي وهي من فئة خوارزميات ما يسـمى بالصـنـدوق الأسـود Black Box Learning وتعرف بــالشـــبـكـات العصـــبيـة الاصطناعية كما سوف نبين في الفصل القادم.



شكل 11: تصنيف خوارزميات تعليم الآلة.

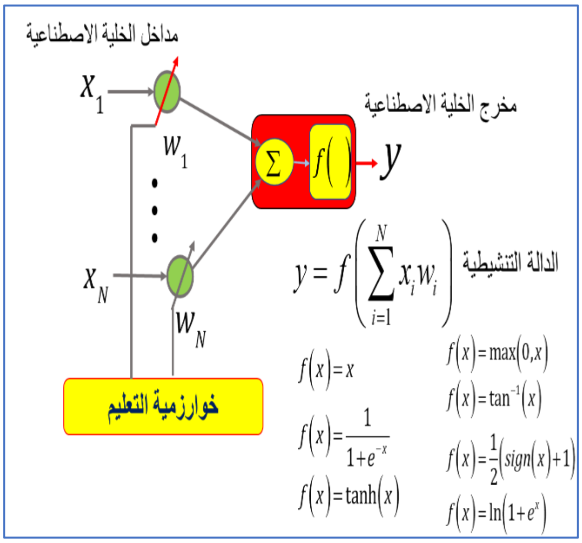
الشـبكات العصـبية الاصـطناعية Artificial Neural Networks الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks تعتبر واحـدة من أكبر القفزات التكنولوجية في مجال الذكاء الاصـطناعي ولهذا سـوف نكتفي بعرضـــهـا كمثال على خوارزميات تعليم الآلة. الشبكات العصبية الاصطناعية مستلهمة من الشبكات العصـبية الحيوية سـواء عند الانسـان أو الكائنات الحية من الحيوانـات وحتى الحشـــرات. محـاولات النمـذجـة الرياضـــيـة للخلايا العصـــبية بدأت منذ بدايات القرن العشـــرين وتم وضـــع العديد من النماذج والتي لا تزال مسـتعملة الى يومنا هذا. ولكن أول تمثيل رياضـي ناجح للشـبكات العصـبية الاصـطناعية ذات الطبقات المتعددة مع أمكانية تعليمها فقد نشـــرت في العام 1986 وهي المعروفة بالشبكات العصبية الاصطناعية ذات الطبقات المتعددة وبالتعليم عن طريق خوارزمية الانتشـــار الراجع Multi-Layer Artificial Neural Networks with Backpropagation Learning Algorithm. ولكي نقدم تصور شامل للشبكات العصبية الاصطناعية فلنبدأ بعرض الشـــبكات العصـــبية البيولوجية. يتكون الدماغ البشـري على سـبيل المثال من حوالي 100 مليار خلية العصبية، وكل خلية عصبية موصولة بعدد من ألف الى أكثر من 10 آلاف خلية عصـــبية أخرى عن طريق ما يعرف بنقاط التشـابك العصـبي Synapsis. وهذا يجعل من الدماغ البشـري شـبكة عظيمة جدا من الخلايا ونقاط التشابك العصبي فيما بينها. كل خلية عصبية تتكون من جسم الخلية والذي يحوي نواة الخلية ثم مخرج الخلية عن المحور العصبي Axon وتفرعات كثيرة على جسم الخلية Dendrites تتواصـــل بـه الخلايا الأخرى عير نقاط التشـــابك العصـــبي. مخرج الخلية يتوصـــل عن طريق المحور العصـــبي والذي يتفرع بدوره ليتواصـــل مع خلايا أخرى عن طريق نقاط التشـــابك العصـــبي كما هو مبين بالشكل 14.



12:الخلية العصبية الحية ونقاط التشابك العصبي.

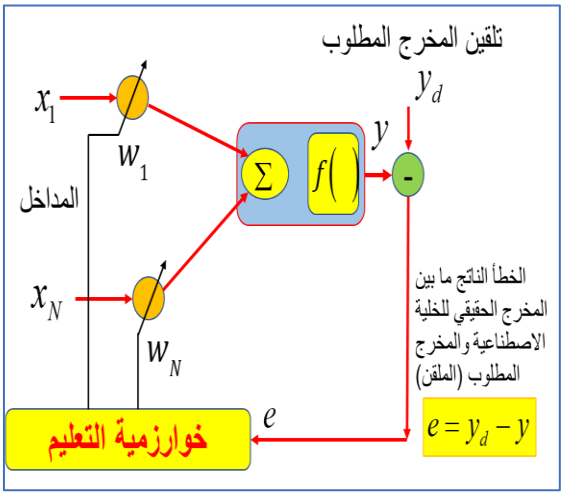
السؤال الـذي يطـرح نفسـه هـو أيـن تـتم عمليـات الـتعلم وأيـن يـتم تخـزين المعلومـات فـي الـدماغ؟ وجد العلمـاء

أن الشـــي الـــذي يحـــدث لـــه تعـــديل بالاســـتمرار فـــي الـــدماغ هـــو نقـــاط التشـــابك العصـــبي Synapsis. بمعنـى أنـه عنـدما تصـل إشـارة من خليـة عصـبية الـى خليـة أخرى فـإن نقطـة التشـابك العصـبي يمكنهـا صـد (منـع) الإشـارة او السـماح لهـا بـالمرور. هـذه العمليـة مـن المنـع والسـماح وكأنهـا مفـاتيح رقميـة بـين 1 و 0 والتـي تـتم بشـكل مسـتمر مـا بـين اكثـر مـن 100 تريليـون نقطـة تشـابك عصـبي. وبـالرغم أننـا لانـزال لا نفهـم بوجـه الدقـة طريقـة عمـل الـدماغ والاسـرار التـي تحملهـا كـل خليـة عصـبية، ولكـن الانطبـاع العـام أن عمليـات الـتعلم والـذاكرة كلهـا تـتم وفقـا لديناميكيـة التغيـرات والتحـديثات التـي تـتم فـي نقـاط التشـابك العصـبي. نـرى فـي الشـكل 15 تمثيـل للخليـة العصـبية بمنطـق رياضـي حيـث نجـد مـدخل الخليـة موصـول عـن طريـق موازنـات أو أوزان weights تعمـل عمـل نقـاط التشـابك العصـبي ثـم موصـولة بمجمـع يجمـع كـل القـيم الداخلـة اليـه وكأنـه جسـم الخليـة ثـم يمررهـا للمخـرج وكأنـه محـور الخليـة Axon عـن طريـق الدالـة التنشـيطية activation function.



شكل 15: التمثيل الرياضي للخلية العصبية.

تم الإشـــارة في الشـــكل 15 كذلك لبعض المعادلات الرياضـية المسـتعملة كدوال تنشـيطية للخلية العصـبية الاصـطناعية. افترضـنا في الشـكل السـابق أنه لدينا عدد N من المداخل وبالتالي لدينا نفس العدد من الأوزان wi. خوارزمية التعليم هي عبارة عن عملية تحديث قيم هذه الأوزان حتى تتعلم الخلية الاصـــطناعية المطلوب منها كما هو مبين بالشـــكل 16. في الحقيقة هذه الخلية الاصطناعية ماهي الا اسم مختلف ولكنها تتشابه بشكل كبير مع المرشـــحات المتكيفة Adaptive Filters وهي معروفـة ومســـتخـدمـة لزمن طويـل جـدا في الأجهزة الإلكترونية والاتصـــالات ونظم التحكم الآلي قبل إعادة تطبيقها ولكن من زاوية مختلفة كوحدة تعلم كما هو مبين في الشكل 16.



شكل 13:عملية التعليم لخلية عصبية اصطناعية.

لتوضـيح مفهوم التعليم للخلية العصـبية الاصـطناعية فلنأخذ هذا المثال المبسـط. لنفرض أننا نريد اسـتعمال الذكاء الاصـــطناعي في مراقبة والحفاظ على محول كهربائي ضـخم يعمل من ضـمن شـبكة الكهرباء الرئيسـية. نعلم جميعا أن المحولات الكهربائية غالية الثمن سواء في سـعرها أو صـيانتها. بالإضـافة الى ذلك فإن حدوث خلل كبير بها قد يؤدي الى مشـــاكل أخرى في الشـــبكة الكهربائية. في هذا المثال نفترض أن لدينا عدد كبير من البيانات الســـابقة عن محولات كهربائية قد تعطلت فجأة أثناء العمل. نريد تجميع البيانات الســابقة عن قياســات المحولات (مثلا حرارتها الداخلية، التردد، أصــوات غريبة صــادرة من المحول، الأحمال الموصــولة بالمحول، الخ) في زمن 15 دقيقة مثلا قبل حدوث العطل. الهدف هو أن نبني منظومة ذكاء اصطناعي تستطيع التنبؤ باحتمال عطـل المحول وذلـك قبـل 15 دقيقة على الأقل من حصـــوله وبالتالي يمكن المسـارعة في اخذ الاحتياطات،

على ســـبيل المثال تخفيض الحمل الكهربائي عليه أو حتى فصله عن الشبكة. كما أشرنا سابقا من ضمن هذه البيـانـات درجـة حرارة قلـب المولـد، درجـة حرارة الجو المحيط، الصـــوت الصـــادر من المحول، التردد في الشــبكة، درجة الرطوبة في الجو، التيار المســحوب عن طريق المحول، الجهـد الكهربـائي، وربمـا غيرهـا من البيانات. هذه البيانات مبينة في الشـــكل 16 على أنها مداخل الخلية الاصـــطناعية x. نقوم بتجميع عدد كبير من الحالات ســـواء التي تعطل فيها المحول او حالات العمل الطبيعي التي لم يتعطل بها. نقوم بـاختيـار عدد حـالات التعطـل وعدم التعطل بحيث تكون متقـاربـة في العدد من أجل التوازن في التعليم. بمعني لو كان عندنا 200 حالة تعطل فيها المحول بعد ربع ســـاعة، فنقوم بـأخذ حوالي 200 حـالـة أخرى لم يتعطل فيها المحول على الاطلاق لعدة أسابيع بعدها على الأقل. أثناء التعليم أو التلقين نصاحب البيانات التي بها عطل بمخرج تلقيني y=1 والبيانات المصـــاحبة للحالات الســـليمة بمخرج تلقيني y=−1 كما هو مبين بالجدول 1. قبل بداية عملية التلقين تقوم قيم الأوزان w ربما قيم عشـــوائية ليس لها معنى. الان نقوم بإدخال أو صـــف من البيانـات وهي مصـــاحبة كما في الجدول لمحول ســـليم، مخرج الخلية الاصـــطناعية قد يكون أي قيمة لانه لم يتم تعليمه بعد. نقارن مخرج الخلية بالمخرج المطلوب وهو في هذه الحالة y=1. الفرق يكون هو الخطأ ما بين ما يجب أن يكون خلال عمليـة التلقين ومـا هو الحقيقي. هـذا الخطـأ تستخدمه خوارزمية التعليم في إعادة ضبط جزئية بالأوزان لتقليل هذا الخطأ. ثم نقوم بإدخال الصـــف الثاني من البيانات. طبعا الخلية لم تتعلم كل شـــي حول المحول بعد. ولهذا فإن المخرج قد يكون أي قيمة، ولهذا نقارنه بما يجب عليه أن يكون وهو القيمة y=−1. الفرق مرة أخرى ندخله على خوارزمية التعليم لإعادة ضبط الاوزان. من هذه المقارنة والتعديل المســتمر أتى مفهوم خوارزمية التعليم التلقيني. وهكذا نســـتمر بنفس النمط على كل البيانـات التي اعددنـاهـا للتعليم. عنـدمـا ننتهي من كل البيانات ليس بالضـــرورة اننا نكون قد علمنا هذه الخلية كل شي، او بمعنى آخر ان الاوزان قد تم حسابها بشكل صـــحيح. ولهذا فإننا نحتاج أن نعيد التعليم مع نفس البيانات عشـرات المرات (بمفهوم التكرار يعلم الشـطار) حتى تتوقف الاوزان عن التغير وعندهـا نقول إننـا قـد وصلنا الى افضل درجة ممكنة من التعليم.

جدول 1

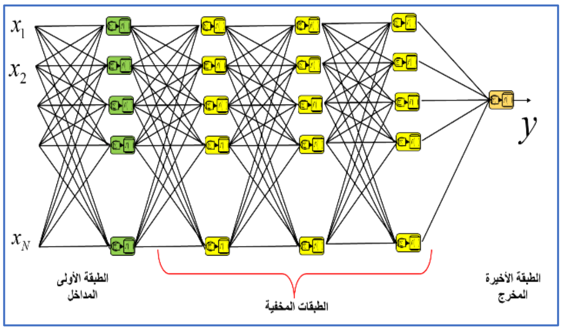
درجة حرارة الجو x1	درجة حرارة قلب المحول x2	التردد الوسيط لصوت المحول x3	درجة الرطوبة x4	التيار الكهربائي x5	المخرج y
35	80	130	30%	100	1
28	130	180	86%	150	−1
..	..	..	..	..	..
..	..	..	..	..	..

لا شـك أن هذا المثال البسـيط سـوف يطرح عدة أسـئلة، مثلا 1. كيف نتـأكد من أن الخليـة قد تعلمت فعلا من البيانات وأنها ســـوف تســـتطيع التنبؤ بإمكانية تعطل المحول الكهربائي قبل حدوثه؟ 2. إذا تبين أن الخلية قد فشلت في التعلم، فما هي أسباب هذا الفشل وكيف يمكننا أن نحسـن من كفاءة التعليم؟ لإجابة التسـاؤل الأول فإننا نقوم بتقســـيم البيانـات الى جزئين. الجزء الأول خـاص بعملية التعليم والجزء الثاني نســتعمله للتأكد والتصـــديق validation على مـدى كفـاءة التعليم. بمعنى فلنفترض أن كل البيانات المتوفرة لدينا كان 400 حالة. نقوم على سبيل المثال باستعمال 300 حالة للتعليم وبعد إتمام هذه المرحلة نقوم باختبار كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية باختبارها على المائة حالة المتبقية والتي لم تكن جزء من عمليـة التعليم. إذا نجحت الخليـة العصـــبيـة في التنبؤ بنسـبة عالية، مثلا بنسـبة 80% في اكتشـاف ما سـوف يتعطـل من المحولات فيمكن أن نعتبر النتيجـة الأوليـة جيدة ويمكن أن نحاول بأســـاليب أخرى لزيادة الكفاءة لتكون أفضـل. يمكننا كذلك تغيير النسـبة في البيانات ما بين التعليم والتصديق. ولكن ماذا لو فشلت الشبكة في التعلم. هذا قد يكون راجعا لعدة أسـباب، نسـتعرض منها هنا أربعة أسباب مهمة 1. أن تعقيد العلاقة بين المداخل

والمخارج المطلوبة اعقد بكثير مما توفره خلية عصبية واحدة أو حتى شبكة عصبية اصطناعية بحجم معين وهو ما يعرف بما تحت الملائمة underfitting. وبالتالي يجب أن نستعمل شبكة بعدد أكبر من الخلايا والطبقات كما هو مبين بالشكل 17. 2. أن يكون حجم الشبكة العصبية المستعملة أكبر بكثير مما يشكله تعقيد العلاقة بين المداخل والمخارج وهذا يؤدي إلى أن الشبكة العصبية تحفظ بشكل أعمى العلاقة بين المداخل والمخارج بدلا من أن تتعلمها بشكل عام او كما يعرف generalization وعند البشر نسميه فهما. يجب أن نتذكر إلى اننا نريد ان نتعلم العلاقة بين المداخل والمخارج ولا نبحث عن الحفظ الاعمى وهو ما يسمى memorization بسبب مشكلة ما فوق الملائمة overfitting. وهذه المشكلة تلاحظ في مرحلة التصديق حيث تكون نسبة الخطأ عالية جدا. يمكن عادة تخمين الحجم المناسب للشبكة العصبية المطلوبة بالتجريب وتوجد طرق جيدة للوصول الى الحجم الأمثل للشبكة العصبية الاصطناعية المناسبة. والحقيقة ليس حجم الشبكة فقط، بل حتى دوال التنشيط المستعملة لها دور مهم في ضبط إمكانيات الشبكة العصبية مع تعقيد العلاقات الخفية في البيانات. في مثال المحول هذا افترضنا أن المخرج يكون ما بين الواحد والسالب واحد [−1,1] وهذا يحتاج الى استخدام الدالة تنشيطية tanh(x). نسبة الخطأ في الجزء التجريبي من البيانات وعلاقته مع نسبة التعليم في مرحلة التعليم وكذلك مدى تعقيد خوارزمية تعليم الآلة مبينة في الشكل 18. نلاحظ أن هناك نقطة يكون فيها متوسط الخطأ اقل ما يمكن مع بيانات التصديق. هذه عادة تكون عند التعقيد الأمثل للخوارزمية. تذكر أن بيانات التصديق ينبغي أن تكون بيانات مختلفة عن التي تم استخدامها خلال عملية التعليم. هناك الكثير مما يمكن قوله في نوعية البيانات وارتباطها ببعضها وكيفية اختيار النسب وكيفية اجراء بعض التنظيف للبيانات قبل استعمالها ولكن هذا يعتبر خارج نطاق هذا التقرير العام والمبسط.

نعود لمثال المحول، الان فلنفترض أننا قمنا بعملية التعليم والتصديق بنجاح وأصبحت الشبكة العصبية الاصطناعية جاهزة للعمل في الموقع الحقيقي. سيتم عرض مداخل البيانات المطلوبة بشكل مستمر على الشبكة العصبية ونقوم بمراقبة المخرج. مدام المخرج كانت قيمته قريبة من الواحد الموجب فهذا يعني أنه لا خطر على المحول. ولكن عندما تتناقص القيمة لتقترب من الصفر فهذا مؤشر غير جيد. فإذا صارت القيمة سالبة، ولكن لاتزال قريبة من الصفر فإن معدل الخطر يزداد، ولكن ليس بشكل كبير جدا. أما عندما تقترب القيمة من السالب واحد فهذا مؤشر على أن المحول قد يعطل أو ينفجر في أي لحظة بعد 15 دقيقة وبالتالي يجب أخذ الاحتياطات الواجبة. وضح حد معين للمخرج حتى نتخذ بعده إجراء حاد كفصل المحول عن الشبكة هذا يعتمد على عوامل كثيرة منها مثلا قيمة المحول والخسائر المترتبة على فصله من الشبكة وإمكانية تقليل الاحمال بدون الفصل الكامل وغيرها من التفاصيل التي ليس مجالها في هذا المقال 3. أن يكون حجم البيانات أو جودتها او الاثنين معا غير جيد لاحتواء العلاقة بين المداخل والمخارج. حجم البيانات يجب أن يكون كبيرا بما فيه الكفاية ليحتوي كل الحالات والابعاد الممكنة للعلاقة بين المداخل والمخارج. حجم البيانات وحده في الواقع مهم ولكن غير كافي، بل جودة البيانات كذلك لا تقل أهمية عن حجمها. ونقصد بجودة البيانات ألا تكون مرتبطة خطيا أو متشابهة بقدر كبير بحيث لا تعطي ابعاد مختلفة في العلاقة وكذلك لا تكون بيانات منحازة أو خاطئة سواء بشكل مقصود (مفبركة) او غير مقصود. ولنتذكر دائما أن تعليم الآلة يعتمد بشكل أساسي على البيانات وبالتالي فالبيانات سيئة الجودة ستعطي نماذج تعليمية سيئة. 4. ألا تكون هناك صفات مهمة جدا غير موجودة من ضمن المداخل. تخيل على سبيل المثال أنه في حالة المحول الكهربائي كانت عدد سنوات عمل المحول هي من المداخل المهمة جدا في تقييم وثوقيه المحول. ومع ذلك فهذه المعلومة لم يتم اضافتها خلال عملية التعليم. بالتالي فإن كفاءة الذكاء الاصطناعي

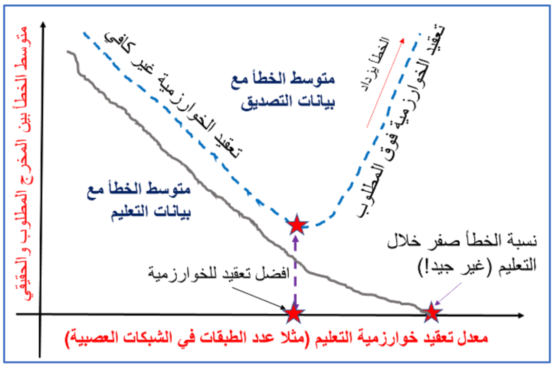
ستكون محدودة بسبب هذا النقص في المعلومة. قد تعمل بشكل مقبول، ولكنها ستعمل بشكل افضل كثيرا من حيث الدقة والكفاءة إذا أضيفت لها المعلومات الناقصة. المشكلة انه في كثير من الأحيان لا نعلم ما هي الصفات الناقصة والتي تغطي كل ابعاد العلاقة في البيانات.



شكل 17: شبكة عصبية اصطناعية متعددة الطبقات.

الشبكة العصبية متعددة الطبقات والمبينة بالشكل 17 تعتبر واحدة من أهم اشكال خوارزميات تعليم الآلة الموجودة اليوم. الخطوط المبينة بين الخلايا العصبية الاصطناعية هي عبارة عن الأوزان التي تقوم خوارزمية التعليم بتعديلها ليتحقق التعليم ما بين بيانات المدخل والمخرج أثناء عملية التلقين. تستطيع هذه البنية الرياضية تعلم أكثر العلاقات تعقيدا والتي يصعب تمثيلها بالنماذج الرياضية التقليدية ويمكننا زيادة قدرات هذه الشبكة بزيادة عدد الخلايا فيها وكذلك زيادة عدد الطبقات المخفية وهي التي تقع ما بين طبقتي المدخل والمخرج للشبكة. ولكن علينا دائما الحذر من زيادة الطبقات المخفية لثلاثة اسباب على الأقل، أولا زيادة الطبقات قد يؤدي الى مشكلة ما فوق الملائمة overfitting بالتالي عوضا عن تعلم العلاقات في البيانات يؤدي حجم الشبكة الكبير الى حفظ البيانات بشكل أعمى مع ضجيجها المصاحب دون تعلم العلاقة. ثانيا زيادة الطبقات المخفية يصاحبه تعقيد في عملية التعليم وهو ما يعرف بالحشر في نقاط قصوى محلية غير جيدة وعندها يتوقف تحديث الاوزان بدون الوصول الى تعليم مقبول للشبكة. ثالثا فإن الشبكات الكبيرة ستكون عدد الاوزان بها كبير جدا وهذا يتطلب إجراء حسابات كثيرة اثناء عملية التعليم والتي ربما يصعب إجراءها بالحواسيب الشخصية في وقت معقول.

الشبكات العصبية الاصطناعية تسمى بالصناديق السوداء لأننا لا نهتم بكيفية ولا شكل المعادلات التي تنتجها لتؤدي عملها. المهم عندنا انها تستطيع تمثيل وتعلم العلاقة بين المداخل والمخارج المطلوبة للبيانات. حقيقة أن الشبكات العصبية الاصطناعية خصوصا ذات الطبقات المتعددة هي صناديق سوداء يجعلها غير مرغوبة كثيرا في التطبيقات الحيوية المهمة، مثلا أن تتحكم في أداء محطة نووية أو أن تكون المتحكم الرئيسي في القائد الآلي للطائرة. أما تطبيقاتها الأخرى التي لا يترتب عليها منظومة تحكم حيوية فهي أكثر من أن تحصى. من عيوب الشكل القياسي الأصلي للشبكات العصبية المبينة بالشكل 17 أنها لا تأخذ في الاعتبار الترابط بين المداخل المختلفة، بمعنى أنها تعتبر كل مدخل مستقل عن الاخر. في بيانات المحولات التي تحدثنا عنها في المثال سابق، فإننا نعتبر كل محول مستقل عن المحولات الأخرى. في هذا المثال او امثلة مشابهة أخرى كأن يكون المداخل هم المرضى في المستشفيات أو الأعطال السابقة في شبكات الكهرباء فإن افتراض الاستقلالية مقبول. ولكن تخيل أن المداخل الان هي حروف كتابة يدوية ونريد أن نعلم خوارزمية الالة كيف تتعرف على الحروف الابجدية لشخص يكتب بيده وتحوله الى نص مطبوع. اعتبار كل حرف هو مستقل تماما على ما هو بعده ما قبله يعتبر فيه إخلال في النمذجة وستكون نسبة الخطأ عالية. ففي كل لغة توزيع احتمالي لترابط الحروف مع بعضها وينبغي اخذها في عين الاعتبار اثناء التعليم او الاسترجاع. نفس الملاحظة عند بناء خوارزميات للتعرف على الكلام، حيث من الخطأ اعتبار الحروف او الكلمات مستقلة عن بعضها. كذلك في تطبيقات فهم النص المكتوب، نحتاج الى النظر الى الجمل ككل بدلا عن الكلمات في ذاتها. بل نحتاج الى التخمين عن الكلمة الأكثر أهمية في الجملة والتي تدور حولها بقية الكلمات. في مثل هذه التطبيقات نحتاج أن يكون لدينا وحدة ذاكرة تحتفظ بالمداخل وحتى المخارج لعدة دورات تعليمية.



شكل 14: الموازنة بين تعقيد الخوارزمية وكفاءة التعليم.

التعليم العميق Deep Learning

التعليم العميق أحدث نقلة كبرى في خوارزميات تعليم الآلة وأوجد عن طريقها آلاف التطبيقات وفي مختلف المجالات مثل التمييز في الصور والقدرة على معرفة الوجوه وتمييز الكلام وتطبيقات التنبؤ بالأسواق، بل ويعتبر من المكونات الأساسية في تطبيقات الدردشة الذكية مثل ما يعرف ChatGPT. التعليم العميق في الواقع ما هو الا تطوير للشبكات العصبية متعددة الطوابق. حيث تقوم كل طبقة بتحليل جزء من العلاقات في البيانات. ولتوضيح هذا الامر دعونا نفترض أننا نريد بناء شبكة عصبية متعددة الطوابق لتعليمها ان تفرق بين الكلاب والقطط والبرتقال والتفاح والموز في نفس الوقت. الصور التي سوف نعرضها يتكون كل منها من 1 ميغا بيكسل. وللتبسيط فإن الصور هي غير ملونة، وبالتالي فلدينا مليون مدخل، مدخل واحد لكل بكسل. فلنفرض أننا استعملنا 5 طبقات مخفية وفي كل طبقة لدينا 1000 خلية عصبية اصطناعية وفي المدخل لدينا 100 خلية عصبية. في المخرج سيكون لدينا خمسة خلايا عصبية اصطناعية، حيث خلية لكل شيء نريد تمييزه. بمعنى أنه سيكون هناك مخرج خاص بصورة الكلب وآخر خاص بصورة القطة وثالث خاص بالبرتقالة وهكذا. وأثناء التعليم عندما نعطي في المدخل صورة كلب فإنه في التلقين سنجعل المخرج الخاص بصورة الكلب يساوي موجب واحد وبقية المخارج الأربعة تساوي سالب واحد. وبالتالي فكأننا نلقن هذه الشبكة ان هذه الصورة هي لكلب. ثم كانت الصورة الثانية مثلا لتفاحة، فيكون المخرج الذي تم تخصيصه ليبين التفاح هو موجب واحد وبقية الاربع مخارج سالب واحد. ونستمر في عرض الصور والتلقين، وهذه الصور تحوي قطط وكلاب وتفاح وغيرها بأحجام والوان مختلفة، بل وفي بيئات مختلفة مثلا في البيوت او في المزرعة او في الشارع وغيرها. الشبكة العصبية الاصطناعية تتعلم الآن كيف تفرق بين الصور بدون ان نتدخل نحن في كيفية حدوث ذلك من الناحية الرياضية والحسابية بشكل دقيق. الان فلنحسب كم عدد الاوزان التي نحتاج لحسابها. لدينا مليون مدخل ومائة خلية عصبية في المدخل فهذا سينتج عنة مائة مليون معامل وزن ثم ما بين كل طبقة والطبقة التي تليها سيكون لدينا مليون معامل من الاوزان. تخيل لو كان لدينا آلاف الصور لتعليمها لهذه الشبكة الضخمة. أولا سنحتاج حاسوب بقدرات هائلة ليتمكن من إنجاز التعليم في زمن محدود وثانيا، حتى لو توفر مثل هذا الحاسوب فالمشكلة أنه كلما ازدادت عدد الطبقات المخفية كلما ازدادت مشاكل خوارزمية التعليم في الحصول على الاوزان المناسبة. هذه المشاكل وغيرها تم تجاوزها بعد احداث تغييرات طفيفة، ولكن جوهرية في طريقة تعليم وهيكلية الشبكات العصبية ذات الطبقات المتعددة. على سبيل المثال تم استعمال مرشحات شبه خطية ثنائية تعرف بدوال الالتواء Convolutional networks وهي معروفة ومستعملة كمرشحات في الصور والفيديو وتمتاز بسرعة تعديلها لأنها شبه خطية ولأن خوارزميتها يمكن تنفيذها بسرعة عالية جدا في كروت المعالجة الرسومية الموجودة في الحواسيب GPU. وباختصار فإن التعليم العميق ليس إلا شبكات عصبية اصطناعية مزودة بطبقات كثيرة وتستخدم في التعليم التلقيني هيكلة ذات كفاءة وسرعة عالية جدا خصوصا في البيانات الكبيرة جدا مثلا الرسومات والصور والفيديو.

مسائل أخلاقية في الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة Ethics in Artificial Intelligence

كانت ولا زالت الكثير من المسائل الأخلاقية تثار حول الذكاء الاصطناعي. من المخاوف القديمة الجديدة هي احتمال أن يحل الذكاء الاصطناعي محل البشر في

كثير من الاعمال وهذا قد يسبب البطالة. هذه من المسائل التي فيها اختلاف وجهات النظر، البعض يقول إن البشر كانوا يفكرون بنفس الطريقة عند بداية دخول الآلات البخارية في عمليات الزراعة والحصد والاستغناء عن العنصر البشري بشكل كبير. ولكن هذا لم يجعل الناس تموت جوعا، بل فتح افاق أخرى لأداء اعمال من نوع آخر، بل ورفع المستوى المعرفي لدى البشر وذلك بسبب التوجه للتعليم بأعداد كبيرة بدلا عن الحقول والمزارع. البعض يقول أن التقدم الهائل الحالي في الذكاء الاصطناعي وقدرات التعلم سواء من البيانات أو التعلم الذاتي فإنه من المتوقع أن يتم الاستغناء عن العنصر البشري تماما في خلال عقود قليلة. السيارات والحافلات والقطارات وسيارات الأجرة الذاتية ستدار كلها قريبا بالذكاء الاصطناعي. حتى الأطباء قد نستغني عنهم يوما بوجود الطبيب الآلي وهو عبارة عن ذكاء اصطناعي ذو معرفة عالية جدا ويستعمل أجهزة الفحص الطبي بشكل سريع ويستطيع أن يوصف الدواء، بل وأن يجري عمليات جراحية معقدة وبدقة عالية جدا ربما تصل دقة المشرط الليزري فيه الى 1 مايكرومتر وأن احتمالية الخطأ ستكون اقل عشرات مرات من الطبيب البشري. الذكاء الاصطناعي قد يحل محل المدرسين وأساتذة الجامعات والمبرمجين والمصنعين في المصانع، بل وحتى في تأليف القصص والخيال العلمي بل حتى في الإنتاج السينمائي والفني حيث يستطيع إنتاج فيلم كامل باستخدام الشخصيات التي تريدها وبكل المؤثرات الصوتية والمرئية وفي خلال دقائق معدودة باستعمال ما يعرف بالتزييف العميق وبتكلفة زهيدة، يعني سينتهي عصر الممثلين والنجوم وعصر هوليود، سيحل محلهم نجوم غير موجودين في الواقع، شخصيات وهمية يتم إنتاجها بواسطة الذكاء الاصطناعي المنتج Generative AI. حتى من يقرأ الاخبار ويعطي التوقعات الجوية سيكون الذكاء الاصطناعي. المحلات والمقاهي والمطاعم كلها ستكون آلية وتحت اشراف مباشر من الذكاء الاصطناعي. ربما لن تكون هناك مهام للبشر في المستقبل سوى التكاثر أو للأسف للتقاتل لفرض الهيمنة أو للتنافس على الموارد المحدودة. للأسف هذا التقاتل سيكون كذلك للذكاء الاصطناعي دور كبير فيه وسيكون اكثر قدرة على التدمير والقتل. من المسائل الأخلاقية كذلك قدرات الذكاء الاصطناعي على صناعة محتوى وأخبار مزيفة ولكن تصيغها بشكل يعطيها مصداقية عالية جدا سواء من ناحية النص او الصور والمشاهد المزيفة المصاحبة. هذا سيخلط الحابل بالنابل كما يقال ولن نستطيع أن نعرف الحقيقة من الزيف والكذب والخيال. هناك مسائل أخلاقية مهمة جدا ولا نجد لها إجابة خصوصا في الحالات التي نعطي فيها الذكاء الاصطناعي سلطة اتخاذ القرار. توجد عدة معضلات أخلاقية تخضع لنقاش عميق، وإن كانت بعض هذه المعضلات افتراضية وتخيلية ولكن سيكون لها تطبيقات عند تصميم أدوات صنع القرار في الذكاء الاصطناعي. من المعضلات الأخلاقية المعروفة هي معضلة القطار وتنص على ان هناك قطارا يسير بسرعة عالية ثم تبين لك وأنت السائق أن هناك عدد من العمال يعملون على خط القطار حسب خط السير المجدول ولم تستطيع التواصل معهم ولن تعمل المكابح في منع الاصطدام وبالتالي سيموت قطعا ما لا يقل عن 10 اشخاص من العمال. الحل الوحيد أمامك هو تغيير اتجاه القطار بسرعة، ولكن يوجد على الخط الآخر عامل واحد وسوف يموت قطعا بقرارك تغيير اتجاه القطار. فهل ستغير اتجاه القطار ليموت شخص واحد او تدع القطار يسير في طريقه المفترض ليقتل 10 أشخاص؟ في هذا المثال الأغلبية من الناس تختار انهم سوف يغيرون اتجاه القطار فقتل شخص واحد بالرغم من مأساة ذلك، ولكنه أفضل من موت عشرة أشخاص. والآن لنعيد طرح نفس القضية، ولكن من زاوية أخرى حتى نستكشف مدى تعقيدها. لنفترض الان انه لا يوجد عندك خيار تغيير اتجاه القطار، ولكن لديك خيار آخر وهو أنه بجنب باب القطار رأيت رجلا ضخما وبدينا جدا ويبدو أنه مريض وبالتالي يمكنك دفعه من الباب فإذا سقط تحت عجلات القطار مع استعمال المكابح سوف يتوقف القطار قبل دهسه للأشخاص العشرة. عندما تم طرح هذا السؤال من

هذه الزاوية رفض الغالبية فكرة دفع الرجل من القطار. هذا السؤال الافتراضي الأخلاقي يبدو معضلة لان نتيجة قرار الحالة الأولى مطابق للحالة الثانية وهي قتل شخص بريء. الفرق أنه في الحالة الأولى تم ذلك بواسطة زر في القطار لتغيير الاتجاه والثاني تم بواسطة الدفع المباشر باليد. وهذه الحالة نراها في الحياة الواقعية، فتجد مثلا طيار طائرة حربية يقوم بضغط الزر ليطلق لهيب صواريخ طائرته على بيوت يفترض انه يتحصن بها الذين يحاربهم وهو يعلم أنه ربما سيقتل عشرات الأطفال والنساء، ولكنه ربما لا يشعر حتى بتأنيب الضمير. وفي نفس الوقت لو اعطوه سكينا ليقتل شخص واحد لربما رفض ذلك بشدة! ولكن أين سنرى مثل هذه القضايا الأخلاقية في الذكاء الاصطناعي؟ أحد التطبيقات المباشرة هي في السيارات ذاتية الحركة. تخيل سيارة ذاتية الحركة تقودها منظومة الذكاء الاصطناعي وكان بها صاحب السيارة العجوز وكانت تسير في الطريق السريع بسرعة 140 كيلومتر في الساعة وفجأة ظهر عدة أطفال يقطعون الشارع بسرعة وليس أمام السائق الألي سوى أحد خيارين، فإما يصطدم بالأطفال وسيؤدي ذلك الى قتل مجموعة منهم أو أن ينحرف عن الطريق ويصطدم بالصخور وهذا سيؤدي في الغالب الى موت الراكب صاحب السيارة. فكيف سيتم برمجة السائق الآلي ليستجيب في مثل هذه الحالات؟ هذا مثال واحد بسيط وهناك الكثير من الأمثلة الأخرى. من القضايا الأخلاقية كذلك حالة الطبيب الآلي، هل يجب أن يخبر المريض بأنه في الغالب سيموت تحت العملية أم أنه يكتفي بإخبار أقاربه؟ ومنها كذلك العنصرية ضد الجنس أو اللون أو البلد وغيرها. على سبيل المثال تخيل أن هناك عميل ذكي ينظر في المستندات المقدمة للحصول على عمل معين. وفقا للبيانات الهائلة التي تم معالجتها بواسطة تعليم الآلة فإن الذكاء الاصطناعي وجد أن كفاءة الذكور في أداء هذا العمل أعلى قليلا من الإناث. فهل مسموح له بالتحيز نحو قبول الذكور. والعكس صحيح، فلو كان هناك أعمال أداء الاناث فيها أفضل فهل ينحاز في القبول؟ ويمكن تعميم هذه القضية الأخلاقية في التميز على الجنسية او اللون او غيرها. البعض يعتقد أن الذكاء الاصطناعي ينبغي أن يكون محايدا وهذا بشكل عام غير صحيح. والسبب أن الذكاء الاصطناعي يأخذ قراراته حسب المعلومات الواردة اليه. هذه المعلومات يتم استخلاصها من البيانات. فإذا كانت هذه البيانات منحازة أو تم التلاعب بها فسينعكس هذا بشكل مباشر على أداء العميل الآلي الذكي. من القضايا الأخلاقية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي هو إمكانية استخدمها في تزييف الواقع بشكل مخضرم وفي نشر معلومات مضللة والتدليس والتلاعب في كيفية عرض الاخبار بحيث يتم توجيه المجتمعات حسب المطلوب. تأثير الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة في إعادة ترتيب الأولويات وهندسة العقلية الجمعية للمجتمعات من المخاطر العظيمة التي ستواجهها المجتمعات وبشكل أشرس في السنوات القليلة القادمة.

الذكاء الاصطناعي والمجتمعات المسلمة:

لا شك أن التيار الجارف للذكاء الاصطناعي وتعلّم الآلة سيقتحم حياة البشرية ويعيد تشكيلها إيجابًا وسلبًا، شاء من شاء وأبى من أبى. فتطبيقاته ستتسلل – بل قد دخلت بالفعل – إلى كل مفاصل الحياة: التقنية والصحية والتعليمية والمؤسسية والمجتمعية والشخصية وغيرها . من الناحية الشرعية، الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة ليسا إلا أدوات، لا حُكم لها في ذاتها؛ إنما يكتسبان حكمهما من غاية ووسيلة الاستخدام. ولكن لا ريب أن هذه التقنيات تحمل في طياتها خيرًا عظيمًا للبشرية، على سبيل المثال في الطب واكتشاف الأدوية وتشخيص الأمراض، في تسهيل حياة الناس وزيادة الإنتاج وتحسين التعليم، في ترشيد استهلاك الطاقة وتقليل التلوث، في تطبيقات الحوكمة وتسهيل تقديم الخدمات للناس والحفاظ على الأمن بل حتى في الخدمات الدعوية، كإنشاء وكلاء آليين أذكياء يساعدون على تحفيظ القرآن الكريم، والتحقق من صحة الأحاديث، والمقارنة بين الروايات، أو استخراج خلاصات علمية من أقوال العلماء، وهي مهام كان الباحث يقضي فيها شهورًا بل سنوات كثيرة من الجهد لتصبح متاحة في ثوانٍ معدودة. لكن في المقابل، تحمل

هذه الثورة التقنية تحدياتٍ جسيمة، منها على سبيل المثال لا الحصـــر: قضـــايا أخلاقية عميقة، محاولات لفرض أيديولوجيات جديدة، تهديد ثقافات الشـــعوب وإرثها الإنســاني، وإعادة تشـكيل القيم المجتمعية بما قد يطمس الهويـة. هـذه التقنيـات لا يمكن إيقـافهـا أو عزلهـا عن حياتنا، ومن العبث إضـــاعة الوقت في محاولات يائســة لمنعها. بل الواجب هو الاسـتعداد لها بالتأهيل والتسـليح العلمي والفكري.

ثلاث أولويات لمجتمعاتنا العربية والإسلامية

لمواجهة هذا التحدي، نحن بحاجة إلى خطة عمل متكاملة تقوم على ثلاثة محاور رئيسية:

أولا إصلاح التعليم منذ المراحل الأولى

لا بد من الانتقال من التعليم التلقيني القائم على الحفظ فقط إلى تعليم التفكير النقدي والتحليل والمناقشة. فالمعرفة اليوم متاحة بضغطة زر، لكننا نحتاج عقولًا قادرة على استيعابها، نقدها، تطويرها، والاستفادة منها.

ثانيا التحصين العلمي والإيماني

يجب غرس العقيدة الصـحيحة في قلوب النشء، ونشـر المعرفة الدينية، وتدريبهم على دراســـة الأيديولوجيات الأخرى ونقدها، والانفتاح على محاولات التشـــكيك في الدين وفهم شـبهاتها والرد عليها. الإسـلام يجب أن يكون المرجعية الأولى لتفكيك أي تحدٍ أخلاقي يطرأ.

ثالثا إعداد خبراء ومبادرات رائدة

علينا إعداد خبراء عرب ومسلمين في مجالات الذكاء الاصطناعي، واستثمار هذه التقنيات في نشر الوعي الديني، ومحاربة الرذيلة والشذوذ ودعوات الإلحاد، التي تبقى – مهما بدا بريقها – هشة كبيوت العنكبوت.

هذه المواجهة لا ينبغي أن تُترك للحكومات وحدها؛ بل هي مسـؤولية فردية ومجتمعية، تنبع من شـعور بالواجب تجاه ديننا وإرثنا الحضاري وحماية الأجيال القادمة. علينا أن نتجاوز عقدة الهزيمة النفســية أمام تفوق الآخرين في العلم والتقنيـة، فـالتفوق الإيمـاني والاجتمـاعي والترابط الأســري لا يزال – بحمد الله – جانبًا نتقدم فيه على الغرب بمراحل.

فالإنســان لا يفقد إنســانيته إن لم يمتلك هاتفًا ذكيًا أو لم يتقن برمجة البايثون أو لم يصـل إلى القمر، لكنه يفقدها حين يلقي بوالديه في دور العجزة، أو ينشـغل عن دفنهما لاجتماع عمل، أو حين تحتفل أمٌّ ببلوغ ابنتها سنًّا تعتبرها خروجًا من حياتها إلى الأبد، إن اعتزازنا بثقافتنا وإرثنا الحضاري صمام أمان للأجيال القادمة التي ستفتح أعينها على تقنيات قد تُغريها بسلب إنسانيتها.

وأخيرًا، فإن التمسك بحضارتنا وديننا ليس عائقًا أمام تعلم هذه العلوم المتقدمة أو التفوق فيها، بل هو الدافع لأن نكون من روادها ونســـاهم في توجيهها لما فيه خير الإنسانية.

الخاتمـــــة:

شــــهد العالم خلال العقدين الأخيرين تطورًا هائلًا في مجالات الاتصالات اللاسلكية والحوسبة وتصميم الدوائر المتكاملة عالية الكفاءة والأداء، مما أتاح رقمنة عدد كبير من التطبيقات والخدمات في مختلف مجالات الحياة الاجتماعية والتعليمية والصـحية والتقنية والصـناعية، بل شمل ذلك أيضًا القطاعات الحكومية والأمنية والعسكرية. وقد أصـبح من الممكن اليوم التعامل مع كميات ضـخمة وغير مسـبوقة من البيانات، وبناء خوارزميات قادرة على التعلم منها لتكوين نماذج دقيقة يمكن الاعتماد عليها في اكتشــــاف أنماط خفية داخل البيانات، أو توقع أحداث غير ممثلة فيها، أو حتى اســـتخلاص معارف جديدة تزيد من رصيدنا المعرفي.

إن هـذه التقنيـات الحـديثـة، وفي مقـدمتهـا الـذكـاء الاصــــطناعي وخوارزميات التعلم الذاتي، باتت تؤثر – سلبًا وإيجابًا – على الأفراد والمؤسسات والدول، بل وعلى المجتمع الإنساني بأسره. ورغم هذا الحضـور المتنامي، لا تزال هذه التقنية في مراحلها الأولى، ومن المؤكد أنها ستواصل التغلغل في جميع جوانب حياتنا.

ولذلك، أصــبحت الإلمام بأســس هذه الثورة التكنولوجية غير المســـبوقة ضـــرورة ملحّة، ولم تعد مجرد رفاهية

معرفية. وتأتي هذه المقالة كمحاولة متواضــعة لســد جزء – ولو بسيط – من الفجوة المعرفية في هذا المجال، وهي موجهــة بــالــدرجــة الأولى إلى القــارئ العربي غير المتخصص.

المراجــــــع:

ورغم وفرة المراجع والكتب المتخصصة في هذه التقنيات، فقد أُعدَّت هذه المقالة اعتمادًا على المواد العلمية التي يُدرِّســـها المؤلف في عدد من الجامعات الفنلندية والأوروبية في مجالي تعلم الآلة والذكاء الاصــــطناعي، مع إرفاق رابط لقناة المؤلف ضــــمن المراجع لمن يرغب في المزيد من التوسع.

[1] M. Elmusrati, online course at https://www.youtube.com/@Elmusrati_Channel
[2] E. Alpaydin "*Introduction to Machine Learning*," 4th Edition, MIT Press 2020,
[3] M. Elmusrati, "Modelling stochastic uncertainties : from Monte Carlo simulations to game theory," De Gruyter, 2025